



TESIS - KI142502

**DETEKSI *RED SMALL DOTS* PADA CITRA FUNDUS RETINA
MENGUNAKAN *MATHEMATICAL MORPHOLOGY* DAN
*DICTIONARY LEARNING***

Ozzy Secio Riza
NRP. 5116201030

DOSEN PEMBIMBING
Prof. Ir. Handayani Tjandrasa, M.Sc Ph.D
NIP: 19490823 197603 2 001

PROGRAM MAGISTER
DEPARTEMEN INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNOLOGI INFORMASI DAN KOMUNIKASI
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2018



THESIS - KI142502

**RED SMALL DOT DETECTION IN RETINAL FUNDUS IMAGES
USING MATHEMATICAL MORPHOLOGY AND DICTIONARY
LEARNING**

Ozzy Secio Riza
NRP. 5116201030

SUPERVISOR
Prof. Ir. Handayani Tjandrasa, M.Sc Ph.D
NIP: 19490823 197603 2 001

**MASTER PROGRAM
DEPARTMENT OF INFORMATICS
FACULTY OF INFORMATION TECHNOLOGY AND COMMUNICATION
SEPULUH NOPEMBER INSTITUTE OF TECHNOLOGY
SURABAYA
2018**

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar
Magister Komputer (M.Kom.)
di
Institut Teknologi Sepuluh Nopember Surabaya

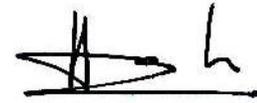
oleh:
Ozzy Secio Riza
NRP. 5116201030

Dengan judul :
Deteksi Red Small Dots pada Citra Fundus Retina Menggunakan
Mathematical Morphology dan Dictionary Learning

Tanggal Ujian : 23 Juli 2018
Periode Wisuda : September 2018

Disetujui oleh:

Prof. Ir. Handayani Tjandrasa., M.Sc., Ph.D
NIP. 19490823 197603 2 001



(Pembimbing 1)

Dr. Agus Zainal Arifin., S.Kom., M.Kom
NIP. 197208091995121001



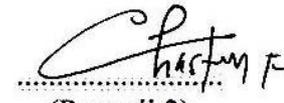
(Penguji 1)

Dr. Eng. Nanik Suciati., S.Kom., M.Kom
NIP. 197104281994122001



(Penguji 2)

Dr. Eng. Chastine Fatichah., S.Kom., M.Kom
NIP. 197512202001122002



(Penguji 3)



Dekan Fakultas Teknologi Informasi,



Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom., M.Kom
NIP. 197208091995121001

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

Deteksi *Red Small Dots* pada Citra Fundus Retina Menggunakan *Mathematical Morphology* dan *Dictionary Learning*

Nama mahasiswa : Ozzy Secio Riza
NRP : 5116201030
Pembimbing I : Prof. Ir. Handayani Tjandrasa, M.Sc Ph.D.

ABSTRAK

Diabetic retinopathy merupakan penyakit yang disebabkan oleh komplikasi penyakit diabetes, yang menyebabkan kerusakan pada retina dan dapat berakibat kebutaan. Salah satu tanda awal dari *diabetic retinopathy* adalah munculnya *microaneurysm* yang merupakan pembengkakan atau tonjolan pada pembuluh darah yang terlihat sebagai titik – titik kemerahan pada retina. Sebelum mendeteksi *red small dots*, pembuluh darah perlu dihilangkan karena memiliki nilai intensitas yang mirip dengan *red small dots*.

Penelitian ini mengusulkan penggunaan gabungan *mathematical morphology* untuk mengekstraksi kandidat *red small dots* dari citra fundus retina dan klasifikasi kandidat *red small dots* menggunakan *dictionary learning*. Proses ekstraksi kandidat memiliki dua tahapan utama, yaitu segmentasi pembuluh darah, kemudian segmentasi *dark area* yang berfungsi menghapus pembuluh darah dan menghasilkan kandidat *red small dots*. Karena pada proses ekstraksi kandidat masih mengalami *over-segmentasi* berupa pembuluh darah yang ikut terdeteksi sebagai kandidat *red small dots*, maka dilakukan klasifikasi terhadap kandidat hasil segmentasi tersebut menggunakan *dictionary learning*. Terdapat dua tahapan utama dalam klasifikasi, yaitu *dictionary construction* dan *classification*. Pada tahap *dictionary construction*, *red small dots* yang ditandai oleh pakar digunakan sebagai *training sample red small dots* dan sisanya dijadikan *training sample non-red small dots*. *Dictionary* tersebut kemudian di pelajari dengan *dictionary learning* yang kemudian dijadikan sebagai *training sample* untuk proses klasifikasi. Kandidat yang diklasifikasi sebagai *non-red small dots* diubah menjadi *background*. Tahap terakhir adalah menggabungkan kembali *patches* menjadi citra utuh.

Citra fundus retina yang digunakan sebagai uji coba diambil dari dataset DiaretDB1. Berdasarkan uji coba, nilai *sensitivity*, *specificity* dan *accuracy* yang didapatkan setelah deteksi *red small dots* menggunakan metode usulan masing – masing 74.38%, 99.93%, dan 99.92%.

Kata kunci: citra fundus, *red small dots*, *mathematical morphology*, *dictionary learning*, segmentasi, klasifikasi.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

Red Small Dot Detection in Retinal Fundus Images using Mathematical Morphology and Dictionary Learning

Name : Ozzy Secio Riza
Student Identity Number : 5116201030
Supervisor : Prof. Ir. Handayani Tjandrasa, M.Sc Ph.D

ABSTRACT

Diabetic retinopathy is a disease caused by complication of diabetes, which causes damage to the retina and can result in blindness. One of the early signs of the disease is the appearance of microaneurysm. Before detecting red small dots, blood vessels need to be removed because the blood vessels have similar intensity value with red small dots.

This study proposed mathematical morphology to extract the candidates of red small dots from retinal fundus images and classify candidates using dictionary learning. The candidate extraction step consists of two parts, the first part is the process to segment the blood vessels. The second part is dark area segmentation that serves to remove blood vessels and produce candidates of red small dots. Because of the over segmentation on candidate extraction process which detect blood vessels as red small dots candidate, the classification is needed to classify the red small dots candidate using dictionary learning method. There are two main parts in dictionary learning method; dictionary construction and classification. In dictionary construction, red small dots marked by an expert are used as the training sample of red small dots and the rest as the training samples of non-red small dots. The dictionary learned using dictionary learning is used for the classification stage. Candidates that classified into non-red small dots are converted into background. The last stage is to merge patches back into a complete image.

Data testing of retina fundus images are taken from DiaretDB1 dataset. Based on the experimental result, the sensitivity, specificity and accuracy value of the detection of red small dots using proposed method is 74.38%, 99.93%, and 99.92% respectively.

Keywords: Fundus image, red small dots, mathematical morphology, dictionary learning, segmentation, classification.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah *rabbil'alamiin*. Puji dan syukur penulis panjatkan kehadiran Allah SWT atas berkat, rahmat dan hidayah-Nya, penyusunan Tesis ini dapat diselesaikan. *Shalawat* serta salam semoga senantiasa terlimpahkan kepada Nabi Besar kita, Muhammad SAW, yang telah membawa tauladan dan pengajaran yang khasanah sebagai petunjuk bagi kaum manusia, sehingga dengan begitu penulis dapat menyelesaikan tesis ini yang berjudul “DETEKSI *RED SMALL DOTS* PADA CITRA FUNDUS RETINA MENGGUNAKAN *MATHEMATICAL MORPHOLOGY* DAN *DICTIONARY LEARNING*” dapat terselesaikan dengan baik. Semoga tesis ini dapat memberikan manfaat bagi perkembangan ilmu pengetahuan terutama bidang komputasi cerdas dan visualisasi dan dapat memberi kontribusi bagi penelitian selanjutnya. Tesis ini dibuat sebagai salah satu syarat dalam menyelesaikan Program Studi Magister di Institut Teknologi Sepuluh November Surabaya. Penulis menyadari bahwa Tesis ini dapat diselesaikan karena dukungan dari berbagai pihak, baik dalam bentuk dukungan moral dan material.

Melalui kesempatan ini dengan kerendahan hati penulis mengucapkan terima kasih dan penghargaan setinggi-tingginya kepada semua pihak untuk semua bantuan yang telah diberikan, antara lain kepada:

1. Ayahanda, Ibunda dan Adik tercinta untuk semua do'a, pengorbanan dan usaha yang tak kenal lelah telah mendidik dan membimbing penulis dengan penuh ketulusan untuk keberhasilan penulis.
2. Ibu Prof. Ir. Handayani Tjandrasa, M.Sc., Ph.D selaku pembimbing yang senantiasa memberikan arahan dan bimbingan kepada penulis.
3. Bapak Dr. Agus Zainal Arifin, S.Kom, M.Kom., Ibu Dr. Eng. Nanik Suciati, S.Kom, M.Kom dan Ibu Dr. Eng. Chastine Fatichah, S.Kom, M.Kom sebagai tim Penguji Tesis yang memberikan masukan dan kritik yang membangun untuk Tesis ini.
4. Seluruh dosen S2 Teknik Informatika ITS yang telah memberikan ilmu dan pengetahuan kepada penulis selama menempuh studi.
5. Kak Yaya, Kak Ita, Vynska, Mbak Alif, Mbak Ulum, Mbak Eva, Amel yang telah memberikan dukungan, motivasi, mengingatkan makan, dan

memberikan semangat kepada penulis selama menempuh studi dan menyelesaikan studi.

6. Teman seperjuangan dan teman seangkatan informatika 2016 yang tidak dapat disebutkan satu persatu, terima kasih atas bantuan dan motivasi yang telah diberikan.

Akhirnya dengan segala kerendahan hati penulis menyadari masih banyak terdapat kekurangan pada Tesis ini. Oleh karena itu, segala tegur sapa dan kritik yang sifatnya membangun sangat penulis harapkan demi kesempurnaan Tesis ini. Penulis berharap bahwa perbuatan baik dari semua orang yang dengan tulus memberikan kontribusi terhadap penyusunan Tesis ini mendapatkan pahala dari Allah. *Aamiin Allahumma Aamiin.*

Surabaya, Juli 2018

Ozzy Secio Riza

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN TESIS.....	v
ABSTRAK.....	vii
ABSTRACT.....	ix
KATA PENGANTAR.....	xi
DAFTAR ISI.....	xiii
DAFTAR GAMBAR.....	xv
DAFTAR TABEL.....	xvii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah.....	3
1.3 Batasan Masalah.....	4
1.4 Kontribusi Penelitian.....	4
1.5 Manfaat Penelitian.....	4
BAB II KAJIAN PUSTAKA.....	5
2.1 Retina.....	5
2.2 Fundus <i>Image</i>	6
2.3 <i>Diabetic Retinopathy</i>	6
2.4 <i>Red Small Dots</i>	7
2.5 Segmentasi Citra.....	7
2.5.1 Rekonstruksi Morfologi.....	8
2.5.2 Regional Minimum.....	8
2.5.3 <i>Reconstruction by dilation</i>	9
2.5.4 <i>Morphological Contrast Enhancement</i>	10
2.5.5 <i>Alternating Sequential Filters</i>	10
2.5.6 Eliminasi Background.....	11
2.5.7 <i>H-minima transform</i>	11
2.5.8 <i>Supremum of Opening</i>	12
2.5.9 <i>Dilation</i>	12
2.6 <i>Dictionary Learning dan classification</i>	13
2.7 Penelitian Sebelumnya.....	14
BAB III METODE PENELITIAN.....	17

3.1	Tahap Penelitian	17
3.1.1	Studi Literatur	17
3.1.2	Analisis Masalah dan Desain Sistem	17
3.1.3	Implementasi Metode	18
3.1.4	Pengujian Analisis	18
3.1.5	Penulisan Laporan	18
3.2	Data Input	18
3.3	Rancangan Metode	19
3.3.1	Tahap <i>Preprocessing</i>	19
3.3.2	<i>Candidate Extraction</i>	20
3.3.3	<i>Dictionary Learning</i>	23
3.4	Skenario Uji Coba	26
3.5	Analisis Hasil	27
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		29
4.1	Lingkungan Uji Coba	29
4.2	Dataset Penelitian	29
4.3	Implementasi Metode	29
4.3.1	Tahap <i>Preprocessing</i>	29
4.3.2	<i>Candidate Extraction</i>	31
4.3.3	Classification	35
4.4	Hasil Uji Coba	40
4.4.1	Skenario 1	40
4.4.2	Skenario 2	41
4.4.3	Skenario 3	42
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		45
5.1	Kesimpulan	45
5.2	Saran	45
DAFTAR PUSTAKA		47
LAMPIRAN 1		49
BIOGRAFI PENULIS		59

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Contoh citra fundus retina (dataset diaretdb1.v.1).....	5
Gambar 2.2 <i>Red Small Dots</i> pada citra fundus retina (Fraz et al., 2012).....	7
Gambar 2.3 <i>Supremum of openings</i>	12
Gambar 2.4 Contoh proses dilasi (a) citra original (b) citra hasil dilasi	13
Gambar 3.1 Tahapan Penelitian	17
Gambar 3.2 Contoh citra retina dengan <i>red small dots</i> beserta <i>groundtruth</i>	18
Gambar 3.3 Desain sistem yang diusulkan	19
Gambar 3.4 Tahap <i>preprocessing</i> (Saraswati, 2016).....	20
Gambar 3.5 Tahap <i>candidate extraction</i> (Saraswati, 2016).....	21
Gambar 3.6 Contoh patch training sample (a) <i>Red Small Dots</i> patches (b) non- <i>Red Small Dots</i> patches.....	24
Gambar 3.7 Tahap proses <i>dictionary construction</i>	25
Gambar 3.8 Tahap proses <i>classification</i>	26
Gambar 3.9 <i>Confusion</i> Matriks.....	27
Gambar 4.1 Citra Original Fundus Retina	29
Gambar 4.2 Implementasi Tahap <i>Preprocessing</i> (a), (c), (e) Green Channel Citra, (b), (d), (f) Contrast Enhancement Citra Fundus Retina.....	30
Gambar 4.3 Contoh <i>output</i> deteksi pembuluh darah.....	32
Gambar 4.4 Implementasi tahapan <i>candidate extraction</i> (a), (c), (e) Citra <i>Preprocessing</i> , (b), (d), (f) Citra Kandidat <i>Red Small Dots</i>	33
Gambar 4.5 Contoh Proses Pembagian Citra Kandidat (a), (c) Citra Kandidat <i>Red Small Dots</i> , (b), (d) Contoh <i>patch</i> kandidat	34
Gambar 4.6 Contoh Proses Pembagian Citra <i>PreProcessing</i> (a), (c) Citra <i>Preprocessing</i> , (b), (d) Contoh <i>patch</i> kandidat sebagai data <i>testing</i>	35
Gambar 4.7 Contoh <i>Patch</i> Kandidat <i>Red Small Dots</i> (a), (c), (e), (g) <i>Patch Red Small Dots</i> ditandai ahli, (b), (d), (f), (h) <i>Patch Red Small Dots</i> untuk data training	36
Gambar 4.8 Contoh <i>Patch</i> data <i>training</i> (a), (c), (e), (g), (i) <i>Patch Red Small Dots</i> , (b), (d), (f), (h), (j) <i>Patch non Red Small Dots</i>	36
Gambar 4.9 Contoh <i>learned dictionary</i>	37
Gambar 4.10 Contoh Hasil Penggabungan <i>Patch</i> Setelah Klasifikasi (a), (c), (e)	

Citra <i>Preprocessing</i> , (b),(d),(f) Citra Hasil Penggabungan <i>Patch</i> ...	38
Gambar 4.11 Hasil Segmentasi Patch yang Mengandung <i>Red Small Dot</i> (a), (c), (e), (g), (i) <i>Patch Red Small Dot</i> , (b), (d), (f), (h), (j) Hasil Segmentasi.....	39
Gambar 4.12 Contoh <i>Patch Red Small Dots</i> yang Tidak Berhasil di Klasifikasi .	39
Gambar 4.13 Perbandingan Performance Uji Coba 1 dan 2.....	41
Gambar 4.14 Perbandingan Accuracy	42
Gambar 4.15 Perbandingan Hasil <i>Sensitivity</i>	43
Gambar 4.16 Perbandingan Hasil <i>Specificity</i>	43

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1 Hasil Uji Coba dengan Nilai Parameter <i>Weight</i> Berbeda	41
Tabel 4.2 Perbandingan Rata – rata <i>Accuracy</i> Dengan Beberapa Metode	44

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Diabetic Retinopathy merupakan kelainan retina akibat dari komplikasi diabetes yang menyebabkan kebutaan. Retinopati ini dapat dibagi dalam dua kelompok berdasarkan klinis yaitu retinopati diabetik proliferasif dan retinopati diabetik non proliferasif yang merupakan gejala klinik yang paling dini didapatkan pada penyakit *diabetic retinopathy*.

Diabetic retinopathy dapat dilihat dengan perkembangan *microaneurysm*, *hemorrhages*, *hard exudates*, *soft exudates*, dan *neovascular* pada retina (Xu, Li, Yang, & Zhang, 2017). *Microaneurysms* ditandai dengan munculnya kantung – kantung pada pembuluh retina dan muncul sebagai titik-titik bulat kecil merah dan gelap. *Haemorrhages* terjadi karena terdapat kebocoran darah pada pembuluh-pembuluh darah di area retina. *Exudates* terjadi karena terdapat *lipid* atau lemak bocor pada pembuluh darah yang abnormal atau *aneurysms*. Semakin bertambahnya area perkembangan *microaneurysms*, *haemorrhages*, dan *exudates* menandakan bahwa penyakit sudah semakin parah, sehingga bisa menyebabkan kehilangan penglihatan pada penderita.

Diabetic retinopathy dapat dikategorikan ringan, sedang, dan berat. *Microaneurysm* secara klinis terdeteksi saat *diabetic retinopathy* berada pada tahap ringan. *Haemorrhage* merupakan pendarahan atau kebocoran dari pembuluh darah dengan ukuran yang bervariasi. Pecahnya dinding kapiler yang melemah menyebabkan *intraretinal hemorrhage* yang ditunjukkan sebagai titik-titik kecil (*small dots*), *blots*, dan *flame shapes*. *Microaneurysm* dan *hemorrhage* yang berukuran kecil dideteksi sebagai *red small dots*.

Penelitian mengenai retinopati diabetes pada citra fundus retina dilakukan dengan menggunakan berbagai pendekatan. Beberapa penelitian mempelajari deteksi kelainan pada citra fundus retina dengan mengelompokkan *microaneurysm*, *hemorrhage*, dan *hard exudates*.

Pada umumnya dokter-dokter spesialis mata mendeteksi tanda – tanda tersebut dengan mengamati langsung citra retina yang diambil dengan menggunakan kamera fundus. Cara ini membutuhkan waktu yang lebih lama dan dapat menimbulkan kelelahan dalam pengamatan. Proses pendeteksian tanda – tanda tersebut tidak mudah karena kompleksnya struktur retina mata. Dari permasalahan tersebut, maka diperlukan pengolahan citra digital untuk segmentasi dan klasifikasi pada citra retina digital sehingga nantinya citra yang dihasilkan dapat digunakan untuk membantu proses pendeteksian *red small dots*. Dalam mendeteksi *red small dots* pada citra fundus retina terdapat pembuluh darah. Pembuluh darah tersebut harus dihilangkan terlebih dahulu karena memiliki tingkat intensitas dan warna yang mirip dengan *red small dots*.

Beberapa penelitian sebelumnya telah mengusulkan metode untuk segmentasi *microaneurysm* dari citra fundus retina. Penelitian sebelumnya menggunakan *shade correction* pada tahap *preprocessing* untuk menghapus *illumination variation*. Ekstraksi kandidat kemudian dilakukan menggunakan *bilinear top-hat transformation*. (Spencer, Olson, McHardy, Sharp, & Forrester, 1996). Penelitian lain meningkatkan penggunaan *region growing* dan menggunakan langkah yang sama dengan penelitian sebelumnya. Pada perhitungan evaluasi didapat nilai *sensitivity* 82% pada citra yang diujikan (Forrester, 1997). Akan tetapi deteksi *red small dots* sampai pada tahap segmentasi kandidat memiliki kekurangan karena dapat terjadi over segmentasi sehingga objek *non-red small dots* terdeteksi sebagai *red small dots* sehingga diperlukan proses klasifikasi untuk memisahkan kandidat *red small dots* dan *non- red small dots*.

Penelitian (Frame et al., 1998) mendeteksi *microaneurysm* dengan mengekstraksi fitur *shape* dan *intensity* dari masing – masing kandidat untuk tahap klasifikasi. (Akram, Khalid, & Khan, 2013) menggunakan fitur untuk masing-masing *candidate region* yang terdiri dari shape, intensity, warna, dan *statistical properties*. Untuk meningkatkan akurasi dari klasifikasi digunakan *hybrid classifier* yang merupakan *weighted combination* dari tiga *classifier* (*Gaussian mixture model* (GMM), *support vector machine* (SVM), dan pengembangan dari pendekatan *multimodel mediod based modeling*). (Srivastava, Wong, Duan, Liu, & Wong, 2015) fokus pada meningkatkan akurasi segmentasi pembuluh darah untuk

mendeteksi *red lesion* menggunakan Frangi Filter. *Green channel* dari citra masukan didekomposisi menjadi sub citra yang lebih kecil dan frangi filter diterapkan pada setiap gambar setelah preprocessing awal. Fitur diekstrak dari respon filter dan digunakan untuk proses klasifikasi citra uji memiliki *red lesion* atau tidak menggunakan Support Vector Machine (SVM). (Saraswati, Tjandrasa, & Amaliah, 2016) mendeteksi *microaneurysms* menggunakan teknik *mathematical morphology* untuk ekstraksi kandidat dan klasifikasi menggunakan *shape-based features* dan *pixel-intensity-based features*, dengan SVM classifier.

Penelitian ini mengusulkan metode pendeteksian *red small dots* menggunakan *mathematical morphology* dan *dictionary learning* (DL). Penelitian sebelumnya menggunakan *dictionary learning* untuk *face detection* (Yang, Zhang, Feng, & Zhang, 2014), (P. Zhou, Fang, Lin, Zhang, & Chang, 2018) mengusulkan *dictionary learning with structured noise* (DLSN) untuk mengatasi data dengan *noise*. (T. Zhou et al., 2018) mengusulkan penggunaan *dictionary learning* untuk *object tracking* dengan menggabungkan informasi target dan *background* ke dalam *dictionary learning* untuk memisahkan target-of-interest dari *background* secara efektif. Penggunaan *dictionary* dapat mengadaptasi konten gambar dan memanfaatkan informasi diskriminatif dari *training samples* secara efisien (Yang et al., 2014). Pertama kandidat *red small dots* diekstrak dari citra fundus menggunakan *mathematical morphology*. Kemudian *dictionary red small dots* dan *non-red small dots* dipelajari menggunakan *training samples* yang ditandai oleh ahli untuk membedakan *red small dots* dan *non-red small dots*. Akhirnya, *dictionary* tersebut digunakan untuk mengklasifikasi kandidat *red small dots* dari tahap ekstraksi kandidat. Diharapkan penelitian ini dapat menghasilkan deteksi *red small dots* yang tepat sehingga dapat mendeteksi tanda – tanda *diabetic retinopathy* sejak dini.

1.2 Perumusan Masalah

Perumusan masalah yang akan dibahas pada penelitian ini yaitu

1. Bagaimana melakukan tahap pre proses pada deteksi *red small dots* pada citra fundus retina?

2. Bagaimana melakukan ekstraksi kandidat *red small dots* menggunakan *mathematical morphology* pada citra fundus retina?
3. Bagaimana melakukan klasifikasi untuk mendapatkan *red small dots* dari citra fundus retina menggunakan metode *dictionary learning*?
4. Bagaimana melakukan perbandingan hasil deteksi *red small dots* menggunakan metode *mathematical morphology* dan *dictionary learning* dengan metode *Tyler Coye algorithm* dan *supremum of openings*.

1.3 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah:

1. Citra fundus retina didapat dari database diaretDB1.v.1 yang terdiri dari 89 citra fundus
2. Penelitian dibatasi untuk mendeteksi *red small dots* pada citra fundus retina.
3. Implementasi menggunakan MATLAB R2017a.

1.4 Kontribusi Penelitian

Penelitian ini mengusulkan metode pendeteksian *red small dots* dengan menggabungkan *mathematical morphology* pada proses ekstraksi kandidat *red small dots* dan *dictionary learning* untuk proses klasifikasi *red small dots* dan *non-red small dots* dari citra retina.

1.5 Manfaat Penelitian

Metode yang diusulkan diharapkan dapat memberikan kontribusi pada bidang informatika khususnya *biomedical imaging* dalam membantu mendeteksi munculnya *red small dots* (*microaneurysm* dan *hemorrhage* yang berukuran kecil) sehingga dapat mendeteksi tanda – tanda *diabetic retinopathy* sejak dini.

BAB II

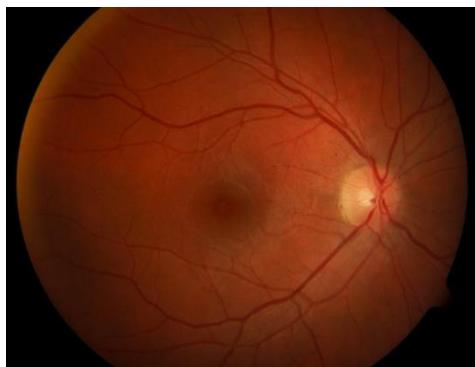
KAJIAN PUSTAKA

Pada bab II dasar teori dan kajian pustaka akan dijelaskan untuk memberikan gambaran yang jelas yang berkaitan dengan penelitian ini. Bab ini dibagi menjadi tiga garis besar dasar klasifikasi, algoritma morfologi dan *fisher discriminative dictionary learning*.

2.1 Retina

Retina adalah selaput tipis sel yang terletak pada bagian belakang manusia. Retina merupakan bagian mata yang mengubah cahaya menjadi sinyal saraf. Retina memiliki sel fotoreseptor (rods dan cones) yang menerima cahaya. Sinyal yang dihasilkan kemudian mengalami proses rumit yang dilakukan oleh neuron retina yang lain, dan diubah menjadi aksi potensial pada sel ganglion retina. Retina tidak hanya mendeteksi cahaya, melainkan juga memainkan peran penting dalam persepsi visual.

Struktur retina manusia adalah 72% seperti bola dengan diameter sekitar 22 mm. Pada bagian tengah retina terdapat cakram optik, yang dikenal sebagai titik buta (blind spot) karena tidak adanya fotoreseptor di daerah itu. Cakram optik terlihat sebagai area oval berwarna putih berukuran 3mm^2 . Gambar retina dapat dilihat pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Contoh citra fundus retina (dataset diaretdb1.v.1)

2.2 Fundus Image

Foto fundus digital adalah foto retina yang berupa citra digital dengan pembesaran tinggi yang bertujuan untuk menampilkan detail – detail retina dan mendokumentasikan kondisi retina (Fraz et al., 2012). Foto fundus digital diambil dengan menggunakan kamera fundus atau kamera retina. Kamera fundus merupakan sebuah mikroskop berdaya rendah yang disertai kamera dengan desain untuk mengambil gambar permukaan bagian dalam mata termasuk retina, lensa mata, syaraf optik, makula, dan sebagainya. Kamera fundus digunakan para ahli untuk memonitor perkembangan suatu penyakit, diagnosa penyakit, atau dalam program screening dimana foto tersebut dianalisis (Fraz et al., 2012).

2.3 Diabetic Retinopathy

Diabetes mempengaruhi lebih dari 415 juta orang di seluruh dunia, atau 1 dari 11 orang dewasa. Diabetic Retinopathy (DR) adalah retinopati (kerusakan pada retina) yang disebabkan oleh komplikasi diabetes melitus, yang pada akhirnya dapat menyebabkan kebutaan apabila tidak ditangani dengan cepat (Javidi, Pourreza, & Harati, 2017). Diabetes menyebabkan kadar glukosa dalam jumlah berlebihan tetap berada dalam aliran darah yang dapat menyebabkan kerusakan pada pembuluh darah.

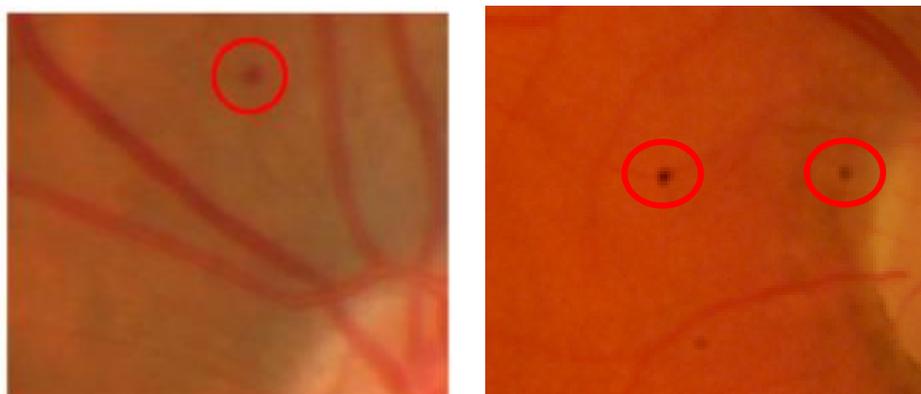
Di dalam mata, pembuluh yang rusak dapat membekukan darah dan cairan ke jaringan sekitarnya dan menyebabkan masalah penglihatan. Diabetes juga meningkatkan risiko terkena glaukoma, katarak, dan masalah mata lainnya. DR disebabkan oleh kerusakan pembuluh darah retina. DR di bagi dalam dua kelompok berdasarkan klinis, yaitu Proliferative Diabetic Retinopathy (PDR) dan Non-Proliferative Diabetic Retinopathy (NPDR). NPDR merupakan tahap awal yang kebanyakan orang tidak memperharikan adanya perubahan dalam penglihatan mereka. Empat puluh sampai 45% pasien diabetes cenderung memiliki DR, namun kurang dari setengah pasien DR menyadari kondisi mereka.

Kondisi NPDR pada beberapa orang berkembang menjadi edema makula. Hal tersebut terjadi ketika pembuluh darah yang rusak membocorkan cairan dan lipid ke makula, yang merupakan bagian retina yang memungkinkan manusia melihat dengan detail. Cairan membuat makula membengkak sehingga mengaburkan

penglihatan (Vujosevic & Midena, 2013). NPDR yang parah kemudian memasuki stadium lanjut atau proliferaatif.

2.4 *Red Small Dots*

Tanda klinis dari DR meliputi *microaneurysm* (MA), *haemorrhages*, lesi terang seperti *hard exudates*, dan *cotton-wool spots*. Penelitian ini fokus kepada deteksi *red small dots* (*microaneurysm* dan *hemorrhage* berukuran kecil). MA memiliki karakteristik berupa tonjolan berukuran kecil, berwarna merah tua dengan titik melingkar akibat pembengkakan pada kapiler retina. Diameter MA berkisar antara 10 sampai 125 mikron. *Haemorrhage* merupakan pendarahan atau kebocoran dari pembuluh darah dengan ukuran yang bervariasi.



Gambar 2.2 *Red Small Dots* pada citra fundus retina (Fraz et al., 2012)

2.5 Segmentasi Citra

Segmentasi citra merupakan bagian dari proses pengolahan citra. Proses segmentasi citra ini merupakan suatu proses pra-pengolahan pada sistem pengenalan obyek dalam citra. Segmentasi citra (*image segmentation*) mempunyai arti membagi suatu citra menjadi wilayah-wilayah yang *homogen* berdasarkan kriteria kemiripan tertentu antara tingkat keabuan suatu piksel dengan tingkat keabuan piksel-piksel tetangganya, kemudian hasil dari proses segmentasi ini akan digunakan untuk proses tingkat tinggi lebih lanjut yang dapat digunakan terhadap citra, misalnya proses klasifikasi citra dan proses identifikasi objek.

Gonzales dan Wintz (2006) menyatakan bahwa segmentasi adalah proses pembagian sebuah citra kedalam sejumlah bagian atau objek. Segmentasi

merupakan suatu bagian yang sangat penting dalam analisis citra secara otomatis, sebab pada prosedur ini objek yang diinginkan akan disadap untuk proses selanjutnya, misalnya pada pengenalan pola.

Metode-metode yang dipakai untuk proses segmentasi adalah teknik rekonstruksi morfologi, mencari regional minimum, *reconstruction by dilation*, *morphological contrast enhancement*, *alternating sequential filters*, *H-minima transform*, *supremum of openings*, dan *thresholding*.

2.5.1 Rekonstruksi Morfologi

Metode rekonstruksi morfologi diterapkan untuk membuat bentuk baru dari sebuah citra. Terdapat dua masukan didalam rekonstruksi morfologi yaitu *marker* dan *mask*. *Marker* dan *mask* bisa berupa intensitas citra atau dua citra biner dengan ukuran yang sama. *Marker* harus sama ukurannya dengan *mask* serta elemennya harus lebih kecil atau sama dengan elemen *mask*. *Structuring element* digunakan untuk mendefinisikan hubungan antar kedua citra tersebut. Jika p merupakan citra *mask* dan q merupakan citra *marker*, maka rekonstruksi citra p dari q dinotasikan sebagai $R_p(q)$ yang dapat didefinisikan sebagai berikut:

1. Inisialisasi h_1 sebagai citra *marker* q
2. Membuat sebuah *structuring element* B
3. Mengulangi $h_{k+1} = (h_k \oplus B) \cap p$, sampai dengan $h_{k+1} = h_k$

Dimana marker q merupakan subset dari citra p .

2.5.2 Regional Minimum

Hasil dari citra *Green Channel* akan diproses untuk mencari nilai terendah dari semua nilai piksel disekitarnya (*connected component*). Daerah dengan nilai terendah tersebut merupakan regional minimum. Nilai regional minimum berfungsi sebagai marker/inisialisasi untuk rekonstruksi objek gelap. Regional minimum merupakan metode matematika morfologi yang mempunyai persamaan berikut:

$$RMINBc(f) = \left(1 \leq \left((f + 1) Bc f \right) - f \right) V (f \leq 0) \quad (2.1)$$

Dimana Bc adalah sebuah *Structuring Element* (SE), f adalah citra yang akan diproses, dan $RMIN$ merupakan fungsi untuk menghitung Regional Minimum.

Sebagai contoh ilustrasi, misal terdapat sebuah matriks A. kemudian akan dicari Regional Minimum dari matriks A. kemudian akan dicari Regional Minimum dari matriks A tersebut, dan didapatkan piksel dengan nilai 3 dan 8. Kemudian diperoleh citra biner seperti yang tampak seperti pada matriks B dimana nilai piksel selain 3 dan 8, akan diubah menjadi 0 dan piksel yang mempunyai nilai 3 dan 8 akan diubah nilainya menjadi 1 karena merupakan regional minimum dari citra A.

A =

10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
10	3	3	3	10	10	10	10	10	10
10	3	3	3	10	10	10	10	10	10
10	3	3	3	10	10	10	10	10	10
10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
10	10	10	10	10	8	8	8	10	10
10	10	10	10	10	8	8	8	10	10
10	10	10	10	10	8	8	8	10	10
10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
10	10	10	10	10	10	10	10	10	10

B =

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	1	1	0	0
0	0	0	0	0	1	1	1	0	0
0	0	0	0	0	1	1	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Nilai hasil dari regional minimum kemudian dikalikan dengan citra *green channel*.

2.5.3 Reconstruction by dilation

Untuk menentukan perkiraan pembuluh darah yang selanjutnya disegmentasi, digunakan *morphological reconstruction by dilation*. *Morphological reconstruction by dilation* pada proses ini menggunakan citra keluaran proses eliminasi antara proses *opening* dan *closing* dengan eliminasi background sebagai citra *marker* dan citra hasil dari *supremum of openings* sebagai citra *mask*. *Morphological reconstruction by dilation* untuk citra *mask* G dari citra *marker* F,

dinotasikan dengan $R_G^D(F)$, didefinisikan sebagai Geodesic Dilation dari citra *marker* F dan citra *mask* G , diiterasi sampai mencapai stabilitasnya, sehingga didefinisikan seperti pada persamaan berikut:

$$R_G^D(F) = D_G^{(k)}(F) \quad (2.2)$$

$$\text{Dengan } k \text{ seperti berikut } D_G^{(k)}(F) = D_G^{(k+1)}(F). \quad (2.3)$$

2.5.4 Morphological Contrast Enhancement

Perbaikan citra dilakukan dengan menggunakan *top-hat* dan *bottom-hat transform* yang ditujukan untuk menghilangkan variasi *background* yang disebabkan oleh iluminasi warna pada citra. *Top-Hat Transform* mencerahkan objek dengan intensitas warna yang terang. *Top-Hat Transform* didefinisikan sebagai perbedaan (*difference*) antara citra *input* dan hasil *opening* citra *input* tersebut oleh suatu *Structuring Element*. Persamaan dari *Top-Hat Transform* adalah sebagai berikut:

$$That(f) = f - (f \circ b) \quad (2.4)$$

Sedangkan *Bottom-Hat Transform* menggelapkan objek dengan intensitas warna yang gelap. *Bottom-Hat Transform* didefinisikan sebagai perbedaan (*difference*) antara hasil *closing* citra *input* dan citra *input* itu sendiri. Persamaan dari *Bottom-Hat Transform* seperti berikut:

$$Bhat(f) = (f \cdot b) - f \quad (2.5)$$

Perbaikan citra dilakukan dengan pengurangan *Top-hat* dan *Bottom-Hat*, sebagaimana persamaan berikut:

$$f1 = That(f) - Bhat(f) \quad (2.6)$$

2.5.5 Alternating Sequential Filters

Alternating Sequential Filter (ASF) merupakan tahapan untuk memperhalus kontur pada objek. Dan citra yang biasa digunakan adalah citra biner dan *grayscale*. ASF merupakan implementasi dari operasi *morphological opening*

(γ) dan *closing* (\emptyset) yang di iterasi sebanyak n kali dengan ukuran SE B seperti pada persamaan berikut:

$$f2 = \gamma^{(nB)} \left(\dots \left(\gamma^{(2B)} \left(\emptyset^{(B)} \left(\gamma^B (f1) \right) \right) \right) \dots \right) \quad (2.7)$$

Dimana $f1$ merupakan citra inputan dan $f2$ merupakan hasil proses ASF.

2.5.6 Eliminasi Background

Eliminasi background dilakukan dengan mengurangkan citra hasil ASF dengan hasil *enhancement*. Hasil proses ini adalah citra dengan intensitas nilai piksel yang saling berkebalikan yaitu piksel dengan intensitas nilai yang rendah seperti pembuluh darah, *fovea* dan lesi merah menjadi piksel dengan intensitas yang tinggi sedangkan piksel dengan intensitas tinggi seperti *optical disk* dan *exudates* tereliminasi atau berwarna mendekati hitam.

2.5.7 H-minima transform

Untuk mengidentifikasi dan mengeliminasi region dengan kontras rendah pada citra hasil dari eliminasi background (yang merupakan atau berhubungan dengan *optical disk* dan *exudates*) yaitu menggunakan *H-minima Transform*. Proses ini mengeliminasi *connected component* dengan nilai kontras kurang dari nilai *threshold*.

Berikut contoh ilustrasi matriks A sebagai citra masukan dan B adalah hasil matriks setelah dilakukan proses *H-minima transform* dengan dua regional minima dan diberikan threshold sama dengan 4:

A =

10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
10	7	7	7	10	10	10	10	10	10
10	7	7	7	10	10	10	10	10	10
10	7	7	7	10	10	10	10	10	10
10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
10	10	10	10	10	2	2	2	10	10
10	10	10	10	10	2	2	2	10	10
10	10	10	10	10	2	2	2	10	10
10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
10	10	10	10	10	10	10	10	10	10

B =

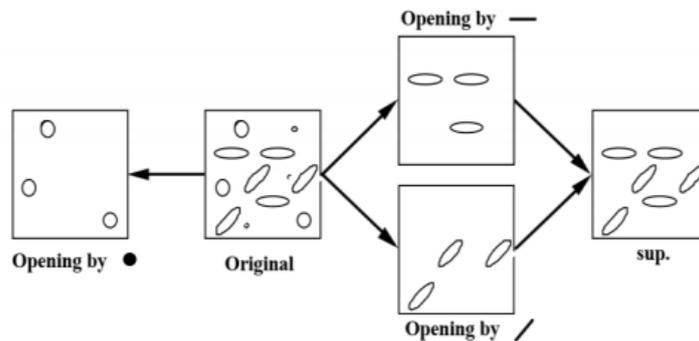
```

10 10 10 10 10 10 10 10 10 10
10 10 10 10 10 10 10 10 10 10
10 10 10 10 10 10 10 10 10 10
10 10 10 10 10 10 10 10 10 10
10 10 10 10 10 10 10 10 10 10
10 10 10 10 10 6 6 6 10 10
10 10 10 10 10 6 6 6 10 10
10 10 10 10 10 6 6 6 10 10
10 10 10 10 10 10 10 10 10 10
10 10 10 10 10 10 10 10 10 10

```

2.5.8 *Supremum of Opening*

Untuk mendeteksi pembuluh darah dapat digunakan fungsi *Supremum of Openings*. Fungsi ini untuk mengidentifikasi struktur pembuluh darah yang memanjang pada citra keluaran dari proses sebelumnya. Oleh karena objek yang di eliminasi adalah pembuluh darah dimana bentuknya berupa struktur garis sehingga jenis *structuring element* (SE) yang digunakan adalah *line*. Seperti diilustrasikan pada Gambar 2.3 terdapat bermacam bentuk SE yang digunakan. Kemudian dilakukan proses *opening* pada citra dengan SE yang berbeda. Selanjutnya dari hasil *opening* tersebut, diambil supremum-nya.

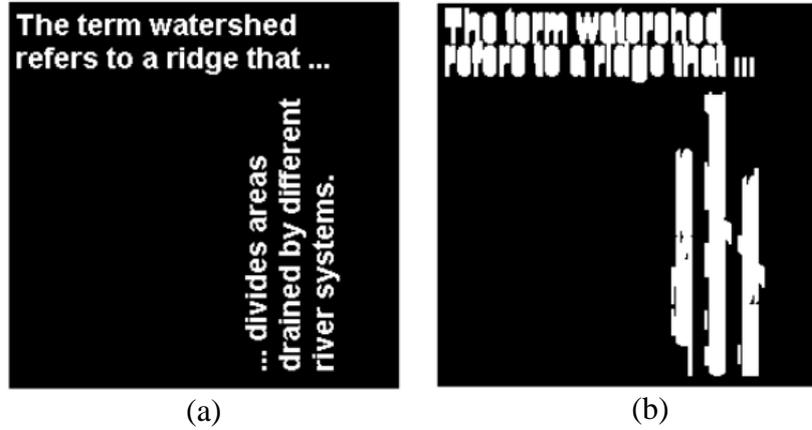


Gambar 2.3 *Supremum of openings*

2.5.9 *Dilation*

Dilation merupakan proses menebalkan objek pada citra biner. Proses ini dikontrol oleh SE. Dalam operasi dilasi, citra asli mengalami pelebaran dengan mengikuti bentuk SE yang digunakan. Contoh citra original sebelum didilasi dan

setelah didilasi dapat dilihat pada Gambar 2.4 menggunakan *SE line* dengan panjang 11 dan *angle* 90.



Gambar 2.4 Contoh proses dilasi (a) citra original (b) citra hasil dilasi

2.6 Dictionary Learning dan classification

Penggunaan *dictionary* memainkan peran penting dalam *sparse representation* berbasis *image reconstruction* dan klasifikasi citra. *Fisher Discriminative Dictionary Learning* (FDDL) tidak menggunakan satu *dictionary* yang mewakili seluruh kelas, tapi menggunakan *dictionary* terstruktur $D = [D_1, D_2, \dots, D_c]$ dimana D_i merupakan sub *dictionary* yang terkait dengan kelas i , dan c adalah jumlah total kelas. Metode ini menggunakan *representation error* dan *representation coefficient* yang terkait dengan masing – masing kelas untuk meningkatkan diskriminasi *dictionary*.

Katakan $A = [A_1, A_2, \dots, A_c]$ sebagai satu set *training samples*, dimana A_i merupakan subset *training samples* dari kelas i . Ditunjukkan sebagai X merupakan *representation matrix* A terhadap D , yaitu $A \approx DX$ dan dapat ditulis sebagai $X = [X_1, X_2, \dots, X_c]$ dimana X_i merupakan *representation matrix* A_i terhadap D . Secara keseluruhan FDDL dapat direpresentasikan dengan persamaan berikut:

$$\min_{\{D, X\}} \{ \sum_{i=1}^K r(A_i, D, X_i) + \lambda_1 \|X\|_1 + \lambda_2 F(X) \} \quad (2.9)$$

Dimana λ adalah scalar parameter. $F(X)$ adalah *discrimination term*, dan $r(A_i, D, X_i)$ adalah *discriminative data fidelity term*.

Pada tahap *classification*, *representation error* dan *representation coefficient* digunakan untuk menentukan label dari *query patch*. Pendekatan *dictionary learning* digunakan untuk meminimalkan *representation error* $\min_{\{D, X\}} \|y - D\alpha\|_2^2$. Untuk *representation coefficient* dapat diperoleh dengan persamaan regularisasi l^1 -norm sebagai berikut:

$$\hat{\alpha} = \operatorname{argmin}_{\alpha} \{ \|y - D\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \} \quad (2.10)$$

Dimana $\hat{\alpha} = [\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \dots, \hat{\alpha}_c]$ dan $\hat{\alpha}_i$ adalah *representation coefficient* terhadap D_i .

Jika y termasuk ke kelas i , maka nilai *representation error* yang terkait dengan kelas i harus kecil dan *representation coefficients* terhadap D_i harus mendekati m_i dimana m_i adalah *mean vector* $\hat{\alpha}$.

Dengan demikian, *representation error* dan *representation coefficients* memiliki kemampuan diskriminasi, yang digunakan untuk klasifikasi dengan persamaan sebagai berikut:

$$e_1 = \|y - D_i \hat{\alpha}_i\|_2^2 + w \|\hat{\alpha} - m_i\|_2^2 \quad (2.11)$$

Dimana w merupakan parameter penyeimbang antara *representation error* dan *representation coefficients*. Terakhir, klasifikasi dilakukan dengan persamaan sebagai berikut:

$$\operatorname{identify}(y) = \operatorname{argmin}_i \{e_i\} \quad (2.12)$$

2.7 Penelitian Sebelumnya

Pada perbandingan penelitian ini, penulis akan membandingkan metode-metode yang mendeteksi *red small dots* yang telah dikerjakan sebelumnya.

(Riza & Tjandrasa, 2018) pada penelitiannya yang berjudul '*Red Small Dot Segmentation for Early Warning of Diabetic Retinopathy*' mengusulkan gabungan metode *Tyler Coye algorithm* dan *Supremum of Opening* untuk mendeteksi *red small dots* dari citra fundus retina. *Tyler Coye algorithm* menggunakan *Principle Component Analysis* (PCA) dari model warna Lab untuk mengubah citra RGB menjadi *grayscale*. Kontras dari citra kemudian ditingkatkan menggunakan

Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE). Kemudian diterapkan *average filter* pada citra dan hasilnya dikurangkan dengan citra *grayscale* untuk mengeliminasi background. Citra biner diproses menggunakan *isodata* untuk mendapatkan *thresholding level*. *Supremum of Opening* digunakan untuk mendeteksi pembuluh darah menggunakan *structuring element (SE) line* dengan berbagai orientasi.

(Saraswati et al., 2016) pada penelitiannya yang berjudul ‘Deteksi mikroaneurisma pada citra fundus retina mata retinopati diabetes’ mendeteksi *microaneurysms* menggunakan metode *mathematical morphology* untuk mengekstraksi kandidat *microaneurysms*. Kemudian diambil *shape-based features* dan *pixel-intensity-based features* dengan metode klasifikasi *Support Vector Machine (SVM)* untuk mengklasifikasi kandidat *microaneurysms*.

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

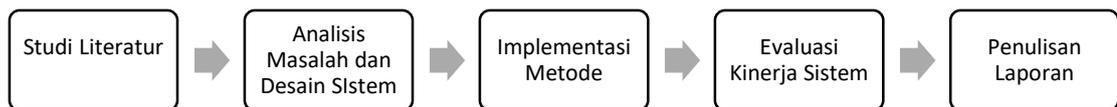
BAB III

METODE PENELITIAN

Dalam bab ini akan dijelaskan tahapan penelitian, data input, rancangan metode, skenario uji coba, evaluasi hasil klasifikasi, dan jadwal penelitian yang akan digunakan

3.1 Tahap Penelitian

Tahapan – tahapan yang dilakukan pada penelitian ini antara lain adalah studi literatur, analisis dan desain, implementasi metode, pengujian dan analisis serta penulisan laporan penelitian. Secara lebih detail, penelitian ini dirancang dengan urutan tahapan seperti pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Tahapan Penelitian

3.1.1 Studi Literatur

Pada tahap ini dipelajari tentang segala informasi dan sumber pustaka yang sesuai dengan konteks penelitian yang dilakukan. Dalam penelitian ini, literatur yang dikaji secara garis besar meliputi konsep-konsep dasar yang berkaitan dengan klasifikasi *red small dots* pada citra retina, metode klasifikasi citra, dan deteksi *red small dots* menggunakan *mathematical morphology* dan *discriminative dictionary learning*.

3.1.2 Analisis Masalah dan Desain Sistem

Tahap analisis ini dimaksudkan sebagai tahapan untuk melakukan analisa terhadap hasil penelitian-penelitian sejenis yang telah dilakukan untuk dapat dipakai sebagai referensi ataupun pembandingan terhadap metode yang diusulkan. Kemudian tahap desain sistem, pada bagian ini akan dipaparkan mengenai format data input dan output serta penggambaran alur proses yang terjadi dalam metode

untuk menghasilkan output. Penentuan desain model sistem ini akan memberikan gambaran mengenai apa dan bagaimana suatu penelitian dilaksanakan.

3.1.3 Implementasi Metode

Tahap implementasi metode bertujuan untuk mengimplementasikan rancangan metode yang diusulkan. Pada penelitian ini rancangan metode yang diusulkan akan diimplementasikan menggunakan aplikasi Matlab versi 2017a.

3.1.4 Pengujian Analisis

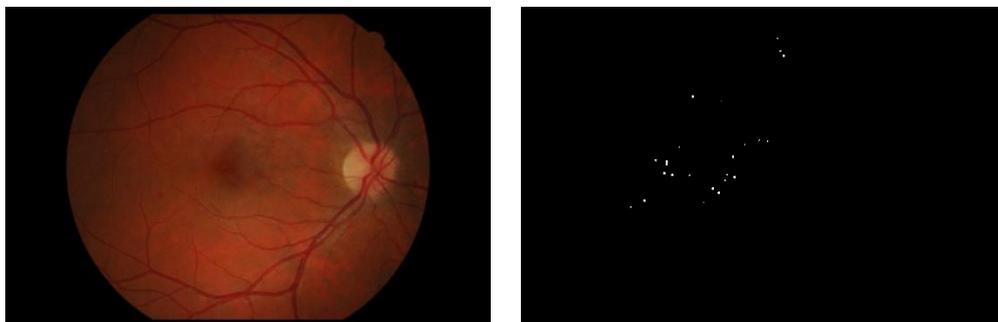
Pada tahapan ini akan dilakukan pengujian dan analisis terhadap hasil dan performa metode yang diusulkan dalam melakukan deteksi *red small dots* pada citra retina.

3.1.5 Penulisan Laporan

Pada tahap ini dilakukan penyusunan laporan terhadap penelitian yang telah dilakukan, mulai dari studi literatur, analisis masalah dan desain, hasil implementasi, hingga uji coba dan analisis.

3.2 Data Input

Data input atau *dataset* dari tahapan ini berupa citra fundus retina. Dataset yang digunakan adalah dataset diaretDB1.v.1 yang terdiri dari 89 citra fundus dengan 5 citra normal dan 84 citra mengandung lesi merah. Dataset ini juga terdapat *groundtruth*, contoh citra fundus retina yang memiliki *red small dots* beserta *groundtruth* dapat dilihat pada Gambar 3.2.

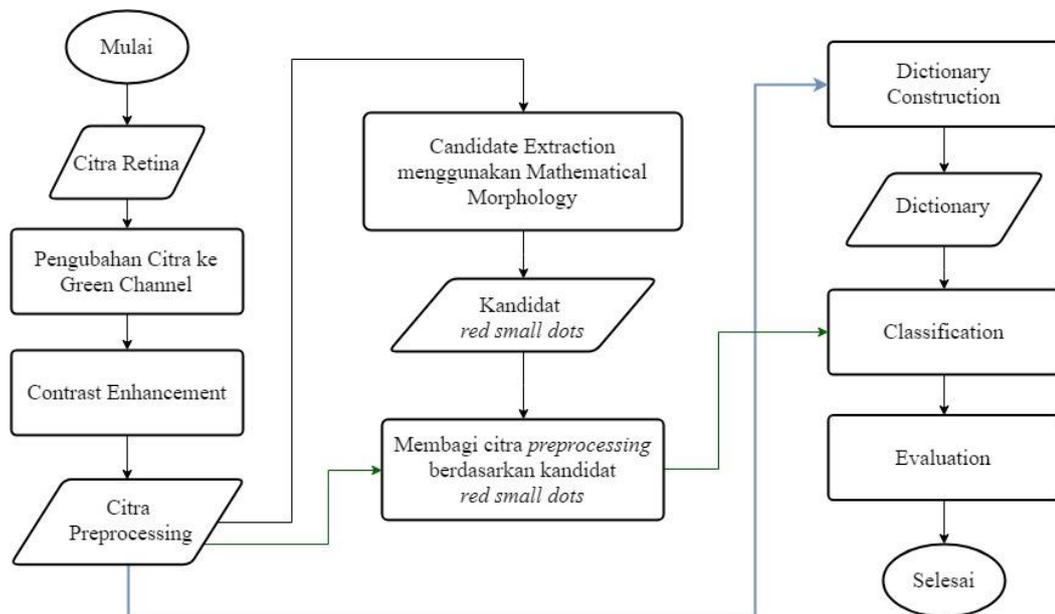


Gambar 3.2 Contoh citra retina dengan *red small dots* beserta *groundtruth*

3.3 Rancangan Metode

Tujuan penelitian ini adalah untuk melakukan deteksi *red small dots* pada citra fundus retina menggunakan *mathematical morphology* dan *discriminative dictionary learning*. Adapun rancangan metode yang diusulkan ditampilkan pada Gambar 3.3. metode dalam penelitian ini terdiri atas tiga tahapan utama yaitu:

- Tahap I: *Preprocessing*,
- Tahap II: *Candidate Extraction*,
- Tahap III: *Classification*.

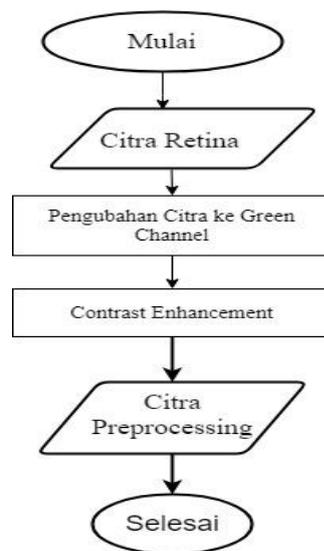


Gambar 3.3 Desain sistem yang diusulkan

3.3.1 Tahap *Preprocessing*

Tahap preprocessing merujuk pada penelitian (Saraswati et al., 2016). Langkah awal yang dilakukan pada *preprocessing* adalah mengekstrak *green channel* dari citra fundus berwarna. Hal ini dibutuhkan karena *red small dots* terlihat dengan kontras yang tinggi pada *channel* ini. Citra green channel yang semula berukuran 1500 x 1152 di ubah ukurannya menjadi 480 x 640. Selanjutnya untuk meningkatkan kontras citra digunakan metode *contrast enhancement* dengan *Top-hat* dan *Buttom-hat transform* yang bertujuan menghilangkan variasi *background* yang disebabkan oleh iluminasi warna pada citra.

Top-hat Transform akan mencerahkan objek dengan intensitas warna yang terang. *Top-Hat Transform* didefinisikan sebagai perbedaan (*difference*) antara citra input dan hasil *opening* citra input tersebut oleh suatu Structuring Element. Sedangkan *Bottom-Hat Transform* akan menggelapkan objek dengan intensitas warna yang gelap. *Bottom-Hat Transform* didefinisikan sebagai perbedaan (*difference*) antara hasil *closing* citra input dan citra input itu sendiri. Untuk keseluruhan tahap pre proses dapat dilihat pada Gambar 3.4.

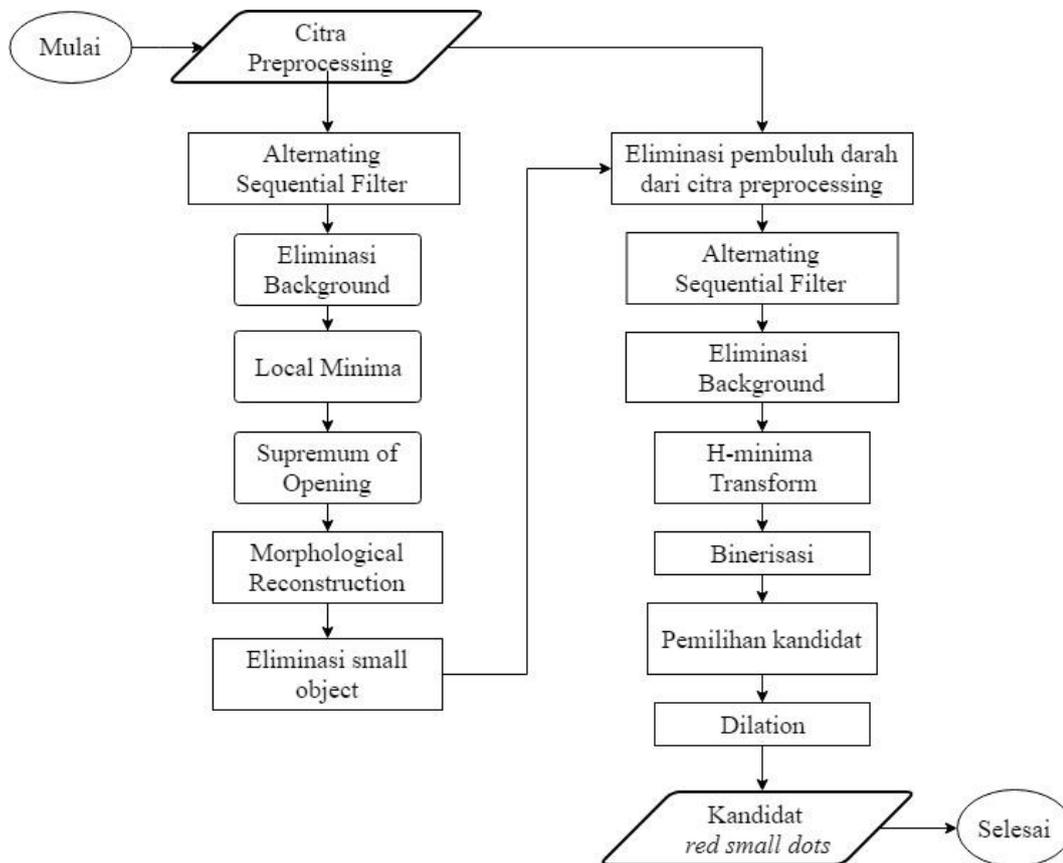


Gambar 3.4 Tahap *preprocessing* (Saraswati et al., 2016)

3.3.2 *Candidate Extraction*

Pada tahap ini dilakukan deteksi kandidat *red small dots* sebelum diklasifikasi. Tahap *candidate extraction* merujuk pada penelitian (Saraswati et al., 2016) namun dengan modifikasi pada bagian urutan penghapusan pembuluh darah. Pada penelitian yang dilakukan (Saraswati et al., 2016), area gelap dari citra fundus retina dideteksi terlebih dahulu, kemudian dilakukan deteksi pembuluh darah, terakhir hasil deteksi area gelap dan pembuluh darah di kurangkan untuk mendapatkan kandidat *red small dots*. Sedangkan pada penelitian ini, pertama dilakukan deteksi pembuluh darah, kemudian pembuluh darah dihapus terlebih dahulu dari citra *preprocessing*, terakhir dilakukan tahap deteksi area gelap. Hal ini bertujuan untuk mengurangi kemungkinan terdapat sisa pengurangan pembuluh darah yang kemudian dianggap sebagai kandidat *red small dots*.

Dalam tahap ini ada beberapa proses utama, antara lain: proses deteksi pembuluh darah, dan proses deteksi area gelap. Tahap *candidate extraction* dapat dilihat pada Gambar 3.5.



Gambar 3.5 Tahap *candidate extraction* (Saraswati et al., 2016)

3.3.2.1 Deteksi Pembuluh Darah

Dibagian ini terdapat beberapa proses untuk mendeteksi pembuluh darah dari citra. Proses ini meliputi local minima, perhitungan *supremum of openings* dan *reconstruction by dilation*.

Local minima merupakan kumpulan piksel yang memiliki intensitas paling rendah sehingga menunjukkan wilayah gelap dari citra. Metode yang dapat digunakan untuk memperoleh local minima dari suatu citra yaitu metode *bottom-hat*. Citra masukan pada tahap ini adalah citra hasil *preprocessing* yang kemudian akan dijadikan sebagai citra masukan untuk proses deteksi pembuluh darah menggunakan *supremum of openings*.

Supremum of Openings digunakan untuk mendeteksi pembuluh darah. Fungsi ini untuk mengidentifikasi struktur pembuluh darah yang memanjang pada citra keluaran dari proses sebelumnya. *Supremum of Openings* adalah hasil dari penjumlahan proses *opening* dengan SE yang memiliki rentang derajat yang berbeda-beda. Oleh karena objek yang akan dieliminasi adalah pembuluh darah dimana bentuknya berupa struktur garis sehingga jenis SE yang digunakan adalah *line*. Seperti diilustrasikan pada Gambar 2.3 terdapat bermacam bentuk SE yang digunakan. Kemudian dilakukan proses *opening* pada citra dengan SE yang berbeda. Selanjutnya dari hasil *opening* tersebut, akan diambil supremum-nya.

Untuk menentukan perkiraan pembuluh darah yang selanjutnya akan disegmentasi, digunakan *morphological reconstruction by dilation*. *Morphological reconstruction by dilation* pada proses ini menggunakan citra keluaran proses eliminasi antara proses *opening* dan *closing* dengan eliminasi *background* sebagai citra *marker* dan citra hasil dari *supremum of openings* sebagai citra *mask*, didefinisikan seperti pada Persamaan 2.2 dan Persamaan 2.3. Kemudian dilakukan proses eliminasi *small object* untuk menghilangkan objek kecil yang bukan merupakan pembuluh darah.

Hasil segmentasi pembuluh darah kemudian dieliminasi dari citra *preprocessing* untuk proses deteksi area gelap dari citra. Hal ini dilakukan untuk meminimalisir adanya pembuluh darah terputus yang akhirnya terdeteksi sebagai kandidat *red small dots*.

3.3.2.2 Deteksi Area Gelap

Proses deteksi area gelap bertujuan untuk mendapatkan objek yang memiliki intensitas rendah dan yang akan menjadi cikal bakal *red small dots*. Proses ini menggunakan beberapa proses morfologi diantaranya proses Alternating Sequential Filter (ASF), Eliminasi *background* dan transformasi H-minima.

Alternating Sequential Filter (ASF) digunakan untuk memperhalus kontur pada citra retina hasil *preprocessing* dan merupakan implementasi dari operasi *morphological opening* dan *closing* yang di iterasi sebanyak n kali dengan ukuran SE B. Setelah kontur citra hasil *preprocessing* diperhalus menggunakan ASF, kemudian dilakukan proses eliminasi *background* dengan mengurangi citra hasil

ASF dengan hasil *preprocessing*. Hasil proses ini adalah citra dengan intensitas nilai piksel yang saling berkebalikan yaitu piksel dengan intensitas nilai yang rendah seperti pembuluh darah, *fovea* dan lesi merah menjadi piksel dengan intensitas yang tinggi sedangkan piksel dengan intensitas tinggi seperti *optical disk* dan *exudate* tereliminasi atau berwarna mendekati hitam.

Selanjutnya untuk mengidentifikasi dan mengeliminasi region dengan kontras rendah pada citra hasil dari eliminasi *background* (yang merupakan atau berhubungan dengan *optical disk* dan *exudates*) yaitu menggunakan *H-minima transform*. Proses ini mengeliminasi *connected component* dengan nilai kontras kurang dari nilai *threshold*.

Citra hasil *h-minima transform* kemudian dibinerisasi. Kemudian dilakukan pemilihan kandidat berdasarkan area atau jumlah piksel. Kandidat yang terpilih kemudian didilasi. *Output* dari proses ini adalah citra kandidat *red small dots*.

3.3.2.3 Pembagian Citra Kandidat *Red Small Dots*

Setelah mendapatkan hasil citra kandidat *red small dots*, kemudian dibagi menjadi sub-sub gambar (*patches*) yang dijadikan acuan untuk memperoleh *patches red small dots* dan *non-red small dots* yang akan diklasifikasi. Tahap selanjutnya adalah membagi citra hasil *preprocessing* menjadi sub-sub gambar (*patches*). *Patches* yang memiliki *red small dots* kemudian dijadikan sebagai citra *testing* untuk tahap klasifikasi.

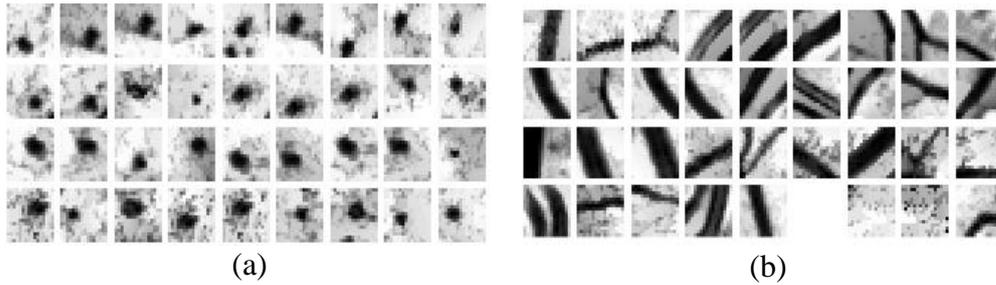
3.3.3 Dictionary Learning

Pada tahap ini dilakukan klasifikasi dari kandidat *red small dots* yang didapatkan dari tahap sebelumnya. Klasifikasi menggunakan *dictionary learning*. Terdapat dua proses utama pada tahapan klasifikasi ini yaitu *dictionary construction* dan *classification*.

3.3.3.1 Dictionary Construction

Sebelum masuk ke proses klasifikasi, dibangun *dictionary* dari *red small dots* dan *non-red small dots* yang akan digunakan untuk tahapan klasifikasi. Sama dengan tahapan pada citra kandidat *red small dots*, citra hasil dari tahap

preprocessing dibagi menjadi sub-sub gambar $P_i \in \mathbb{R}^{m_1 \times m_2}$, dimana $m_1 = m_2$. Hasilnya kemudian direpresentasikan sebagai *vector* $p_i \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ dimana $m = m_1 \times m_2$. Kandidat *red small dots* yang ditandai oleh ahli sebagai *red small dots* dijadikan sebagai *training sample red small dots* dan kandidat sisanya dianggap sebagai *training sample non-red small dots*.



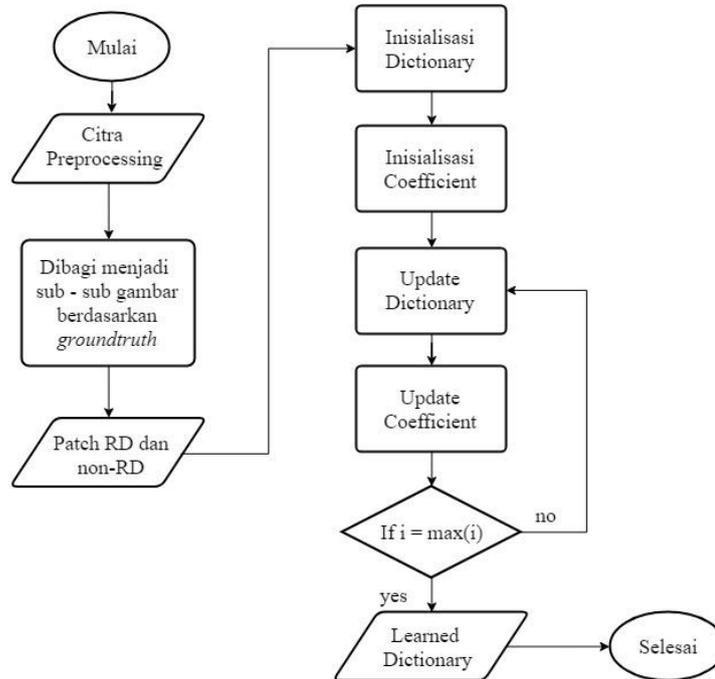
Gambar 3.6 Contoh *patch training sample* (a) *Red Small Dots patches* (b) *non-Red Small Dots patches*

Contoh *red small dots* dan *non-red small dots dictionary* yang digunakan sebagai *training sample* dapat dilihat pada Gambar 3.6. Setelah pemilihan *red small dots* dan *non-red small dots training sample*, *dictionary* tersebut dipelajari menggunakan *discriminative dictionary learning* dan menghasilkan *dictionary* yang telah dipelajari yang kemudian digunakan untuk proses klasifikasi.

Terdapat dua *output* dari proses *dictionary construction*, yaitu *dictionary* dan *coefficient*. *Dictionary* dan *coefficient* digunakan pada tahap klasifikasi *patch* kandidat *red small dots*. Tahapan utama pada proses *dictionary construction*, yaitu inialisasi awal *dictionary*, inialisasi awal *coefficient*, *update dictionary*, dan *update coefficient*. Inialisasi awal *dictionary* dan *coefficient* dilakukan secara *random* sesuai jumlah data *training*. Setelah inialisasi awal, kemudian dilakukan perhitungan Persamaan 2.9. Kemudian *dictionary* dan *coefficient* tersebut di *update* dan dilakukan perhitungan Persamaan 2.9 kembali untuk mendapatkan *dictionary* dan *coefficient* yang dapat merepresentasikan data *training* paling baik.

Apabila hasil perhitungan sebelumnya lebih besar dari perhitungan sekarang, maka dilakukan proses *update* kembali. Apabila proses perhitungan sebelumnya lebih kecil atau telah mencapai maksimum iterasi yang telah ditentukan sebelumnya, maka proses berhenti dan *dictionary* dan *coefficient* terakhir lah yang

digunakan pada proses selanjutnya. Untuk tahapan *dictionary construction* dapat dilihat pada Gambar 3.7.



Gambar 3.7 Tahap proses *dictionary construction*

3.3.3.2 Classification

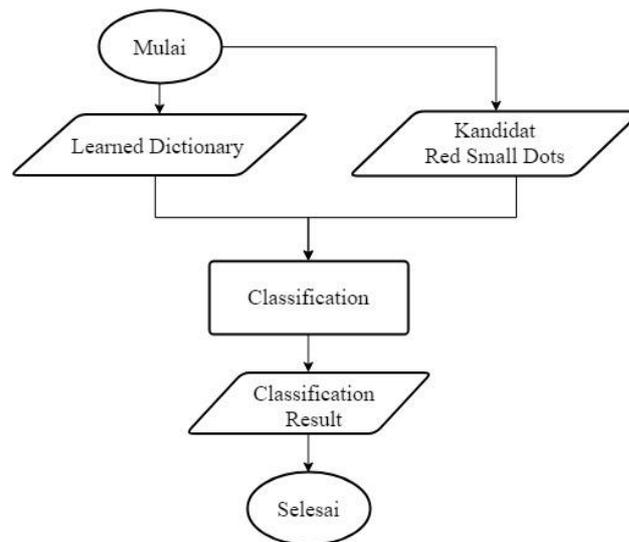
Hasil dari *red small dots* dan *non-red small dots dictionary* yang telah dipelajari menggunakan FDDL akan digunakan untuk menentukan label dari *query image* pada tahap tes. Sebelum mengklasifikasi kandidat *red small dots* dengan kedua *dictionary*, *query image* dibagi menjadi sub-sub gambar $Y_i \in \mathbf{R}^{m_1 \times m_2}$ dimana $i = 1, \dots, l$. Hasilnya direpresentasikan sebagai *vector* $y_i \in \mathbf{R}^{m \times 1}$.

Label dari setiap *patch* kandidat *red small dots* dapat ditentukan dengan menggabungkan *representation error* dan *representation coefficients* dari *input patch* terhadap *dictionary red small dots* dan *non-red small dots* yang telah dipelajari. Keluaran dari tahap *dictionary construction* adalah *dictionary* (D) dan *coefficient* ($\hat{\alpha}$) yang akan digunakan pada tahap klasifikasi.

Jika data *testing* (y) merupakan anggota *class* i , maka *representation error* $\|y - D_i \hat{\alpha}_i\|_2^2$ kecil sedangkan $\|y - D_j \hat{\alpha}_j\|_2^2$ besar dan jarak antara koefisien vektor

dari nilai tengahnya $\|\hat{\mathbf{a}} - \mathbf{m}_i\|$ kecil sedangkan jarak antara koefisien vektor dari nilai tengah kelas lain $\|\hat{\mathbf{a}} - \mathbf{m}_j\|$ besar.

Untuk mendapatkan *binary red small dots map*, *non-red small dots patches* diganti dengan 0 *patches*. Terakhir, *patch* diekstrak kembali menjadi citra utuh. Untuk tahapan klasifikasi *red small dots* dapat dilihat pada Gambar 3.8.



Gambar 3.8 Tahap proses *classification*.

3.4 Skenario Uji Coba

Setelah tahapan implementasi metode selesai, maka tahapan penelitian selanjutnya adalah melakukan suatu uji coba terhadap system yang telah dibuat. Terdapat dua scenario uji coba yang dilakukan pada penelitian ini, yaitu:

1. Membandingkan hasil deteksi *red small dot* pada citra fundus retina menggunakan metode yang diusulkan dengan pembagian data berbeda. Uji coba pertama menggunakan 70% dataset sebagai data *training* dan 30% dataset sebagai data *testing*. Uji coba kedua menggunakan 80% dataset sebagai data *training* dan 20% dataset sebagai data *testing*
2. Perbandingan pemilihan parameter *weight* yang merupakan parameter penyeimbang pada tahap klasifikasi dengan percobaan menggunakan beberapa nilai parameter berbeda untuk menentukan nilai parameter terbaik.
3. Membandingkan hasil deteksi *red small dot* pada citra fundus retina menggunakan metode yang diusulkan dengan metode penelitian lainnya.

Metode pembandingan yang digunakan adalah *Tyler Coye algorithm* dengan *Supremum of Opening* (Riza & Tjandrasa, 2018) dan *Mathematical Morphology* dengan *Support Vector Machine* (Saraswati et al., 2016).

3.5 Analisis Hasil

Untuk membandingkan hasil klasifikasi citra fundus yang mengandung *red small dots* dilakukan evaluasi kinerja secara kuantitatif. Evaluasi hasil klasifikasi menggunakan perhitungan *sensitivity*, *specitivity* dan *accuracy* terhadap citra *groundtruth* (David, 2011). *Sensitivity* didefinisikan sebagai nilai sensitivitas yang mengacu pada kemampuan untuk mendeteksi objek secara benar yang dinyatakan dengan observasi oleh ahli. *Sensitivity* dinyatakan dengan rasio perbandingan dari piksel *foreground* yang dikenali sebagai *foreground* sebagai *true positive (TP)* dengan piksel *foreground* yang dikenali sebagai *background* sebagai *false negative (FN)* ditunjukkan pada Gambar 3.9. *Sensitivity* dapat dirumuskan sebagai berikut:

		Nilai Sebenarnya	
		TRUE	FALSE
Nilai Prediksi	TRUE	TP (True Positive) Correct Result	FP (False Positive) Unexpected Result
	FALSE	FN (False Negative) Missing result	TN (True Negative) Correct absence of result

Gambar 3.9 *Confusion* Matriks

$$sensitivity = \frac{True\ Positive\ (TP)}{True\ Poitive\ (TP)+False\ Negative\ (FN)} \quad (3.1)$$

Specificity mengukur jumlah piksel *background* yang dikenali sebagai *backgorund* yaitu *true negative (TN)* dengan jumlah *background* yang dikenali sebagai *foreground* yaitu *false positive (FP)* dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$Specificity = \frac{True\ Negative\ (TN)}{True\ Negative\ (TN)+False\ Positive\ (FP)} \quad (3.2)$$

Accuracy sebagai ukuran ketepatan algoritma di tingkat piksel. Piksel ini berdasarkan evaluasi mempertimbangkan empat nilai, yaitu *True Positive* (TP), jumlah piksel-piksel *red small dots* terdeteksi dengan benar, *False Positive* (FP), jumlah piksel-piksel tanpa *red small dots* yang terdeteksi secara salah sebagai piksel-piksel *red small dots*, *False Negative* (FN), jumlah piksel-piksel *red small dots* yang tidak terdeteksi dan *True Negative* (TN), jumlah piksel-piksel tanpa *red small dots* yang secara benar diidentifikasi sebagai piksel-piksel tanpa *red small dots*. Dirumuskan sebagai berikut:

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (3.3)$$

BAB IV

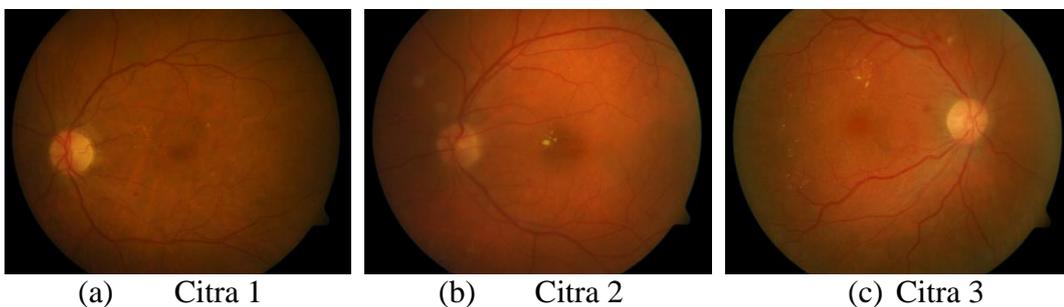
HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Lingkungan Uji Coba

Lingkungan uji coba pada penelitian tesis, dataset uji coba dilakukan pengujian dengan menggunakan komputer (laptop) dengan spesifikasi processor Intel(R) Core(TM) i5 CPU @ 2.7GHz, memory(RAM) 4,00 GB(gigabyte), kapasitas hardisk 500 GB(gigabyte). Perangkat lunak yang digunakan dalam pengujian tesis adalah sistem operasi yang digunakan windows 64-bit operating system, matlab 2017a 64-bit, microsoft office 2013 64-bit.

4.2 Dataset Penelitian

Pada penelitian ini, dataset yang digunakan adalah dataset dari DIARETDB1 yang mengandung *red small dots* dilihat dari *ground truthnya*.



(a) Citra 1

(b) Citra 2

(c) Citra 3

Gambar 4.1 Citra Original Fundus Retina

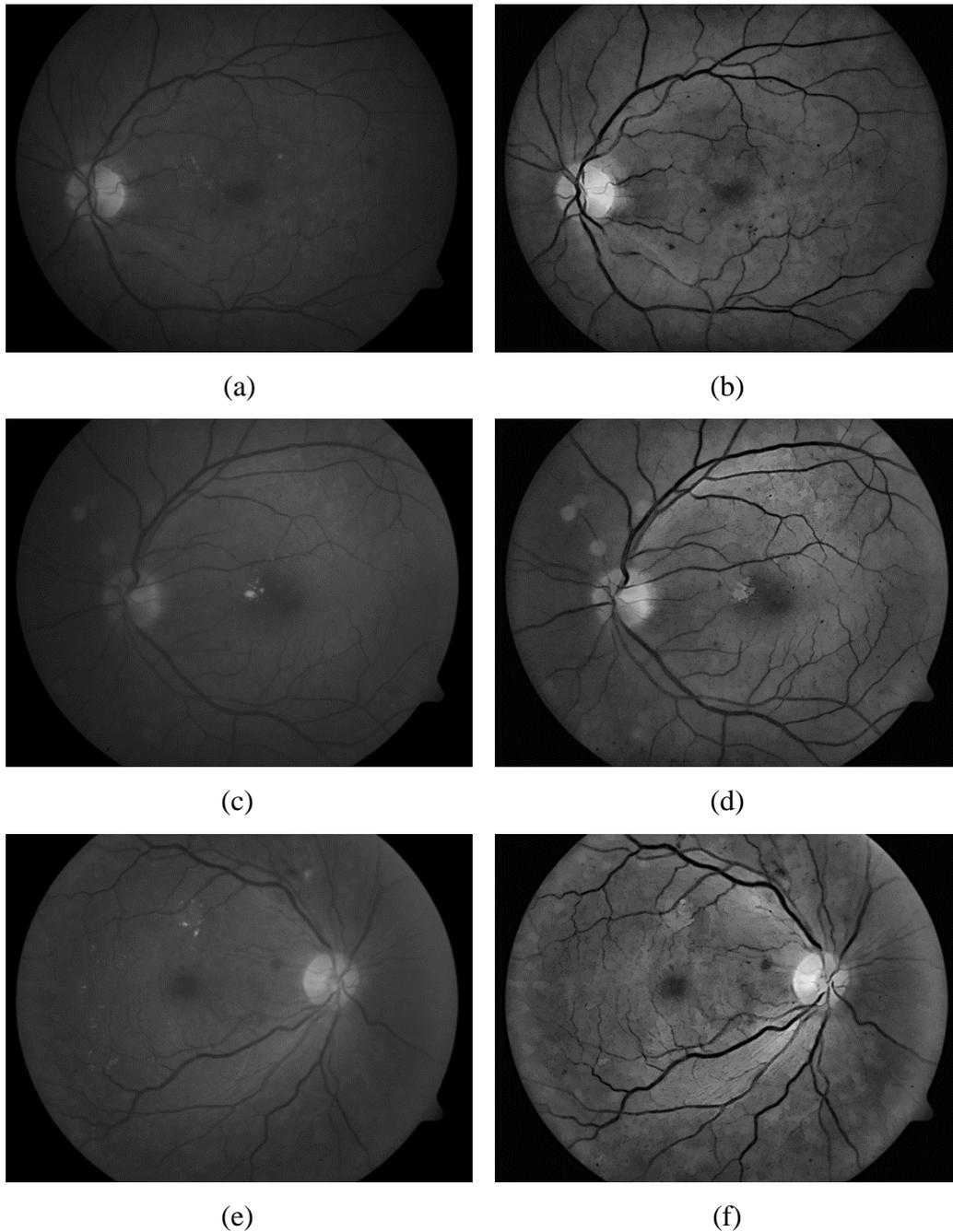
4.3 Implementasi Metode

Penelitian ini menggunakan tiga tahapan untuk mendeteksi *red small dots* dari citra fundus retina yaitu *preprocessing*, *candidate extraction*, dan *classification*.

4.3.1 Tahap Preprocessing

Sesuai dengan sub-bab 3.3.1 langkah awal yang dilakukan pada tahap *preprocessing* adalah mengekstrak *green channel* dari citra fundus retina. Hal ini dibutuhkan karena *red small dots* terlihat dengan kontras yang tinggi pada *channel*

ini. Selanjutnya proses *contrast enhancement* dengan *adaptive histogram* untuk memperjelas kontras gambar dan *Top-hat* dan *Bottom-hat transform* yang bertujuan menghilangkan variasi *background* yang disebabkan oleh iluminasi warna pada citra. Gambar 4.2 menunjukkan contoh *green channel* dari citra fundus retina dan hasil citra setelah proses *contrast enhancement*.



Gambar 4.2 Implementasi Tahap *Preprocessing* (a), (c), (e) Green Channel Citra, (b), (d), (f) Contrast Enhancement Citra Fundus Retina

Dari Gambar 4.2 dapat dilihat bahwa *red small dots* dan pembuluh darah terlihat lebih menonjol setelah dilakukan proses *enhancement* citra dibandingkan sebelum dilakukan proses *enhancement* citra.

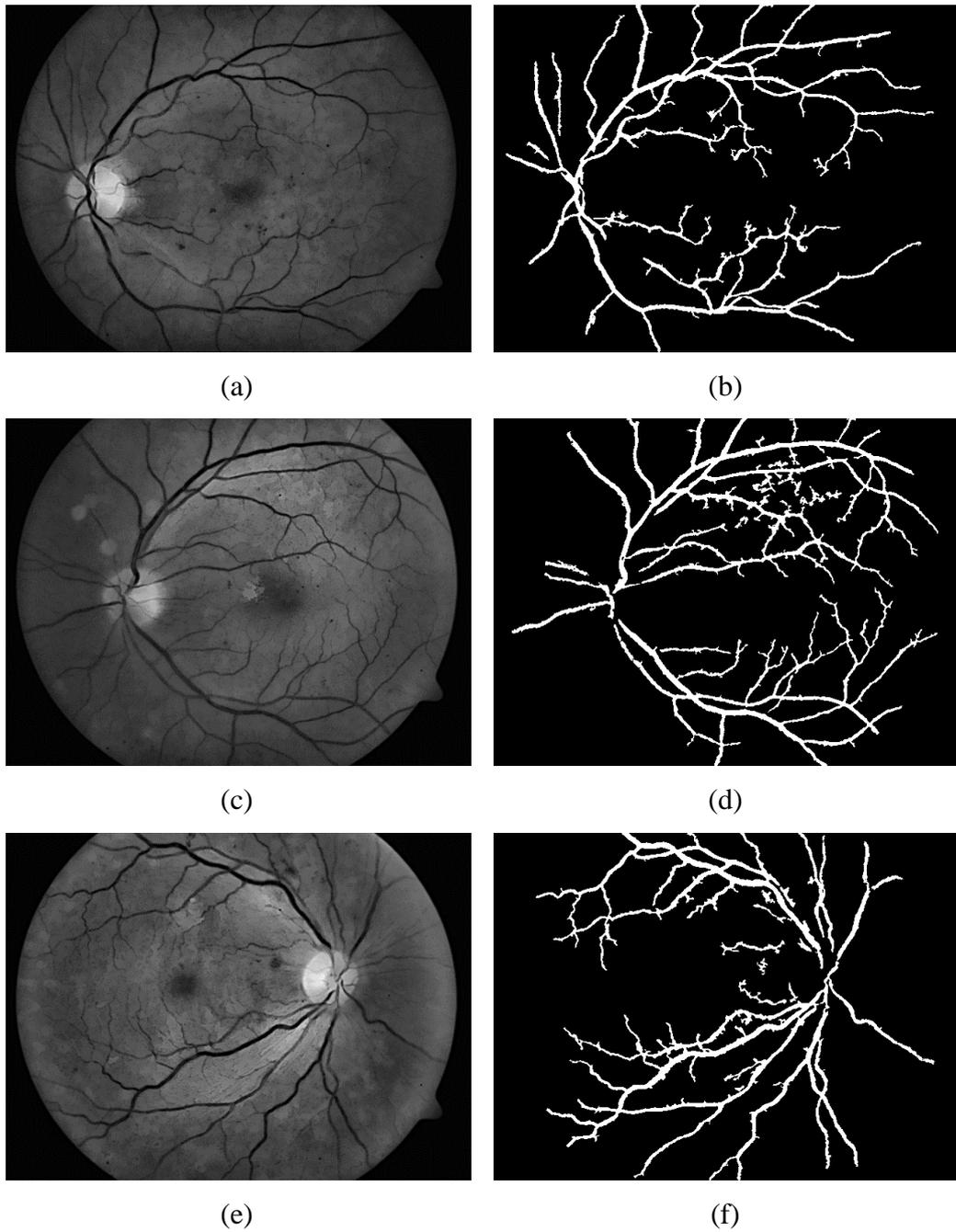
4.3.2 *Candidate Extraction*

Candidate extraction dilakukan untuk mengekstraksi kandidat *red small dots* dari citra fundus retina. Seperti yang sudah dijelaskan pada sub-bab 3.3.2, terdapat tiga tahapan utama, yaitu proses deteksi pembuluh darah, deteksi area gelap dan proses membuat data *testing* untuk proses klasifikasi dengan membagi citra kandidat *red small dots* menjadi sub-sub gambar .

Tahapan deteksi pembuluh meliputi *local minima*, perhitungan *supremum of opening* dan *reconstruction by dilation*. *Supremum of Opening* adalah hasil dari penjumlahan proses *opening* dengan SE yang memiliki rentang derajat yang berbeda-beda. Oleh karena objek yang di eliminasi adalah pembuluh darah dimana bentuknya berupa struktur garis sehingga jenis SE yang digunakan adalah *line*. Pembuluh darah yang telah dideteksi kemudian dieliminasi dari citra *preprocessing*.

Selanjutnya dilakukan tahapan deteksi area gelap. Tahapan ini bertujuan untuk mendapatkan objek yang memiliki intensitas rendah dan yang akan menjadi cikal bakal *red small dots*. Proses ini menggunakan beberapa proses *mathematical morphology* diantaranya proses *Alternating Sequential Filter (ASF)*, Eliminasi background dan *H-minima transform*. Kemudian dilakukan pemilihan kandidat berdasarkan area atau jumlah pikselnya. *Output* dari proses ini adalah citra segmentasi *dark area* dari citra retina.

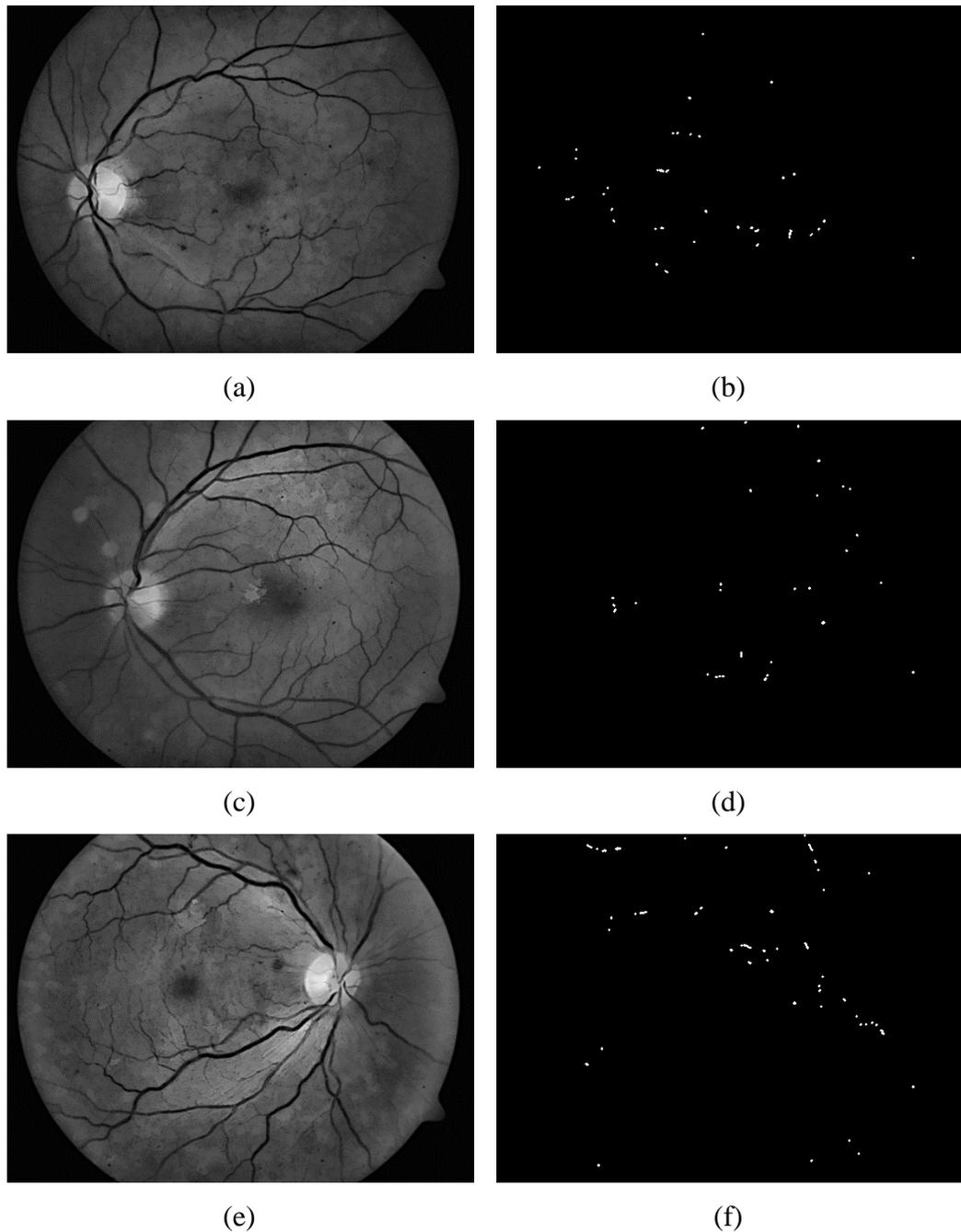
Gambar 4.3 (b), (d), (f) merupakan contoh *ouput* dari proses deteksi pembuluh darah. Pembuluh darah pada citra *preprocessing* dihilangkan dengan mengurangi citra *preprocessing* dengan citra *output* dari proses deteksi pembuluh darah.



Gambar 4.3 Contoh *output* deteksi pembuluh darah (a), (c), (e) Citra *Preprocessing*, (b), (d), (f) Hasil deteksi pembuluh darah

Gambar 4.4 merupakan hasil implementasi tahapan *candidate extraction* yang menghasilkan kandidat *red small dots* dari citra fundus retina. Hasil *candidate extraction* berupa titik – titik kecil yang dianggap sebagai kandidat *red small dot* yang terdapat pada retina. Dari Gambar 4.4 dapat dilihat bahwa terdapat *over*

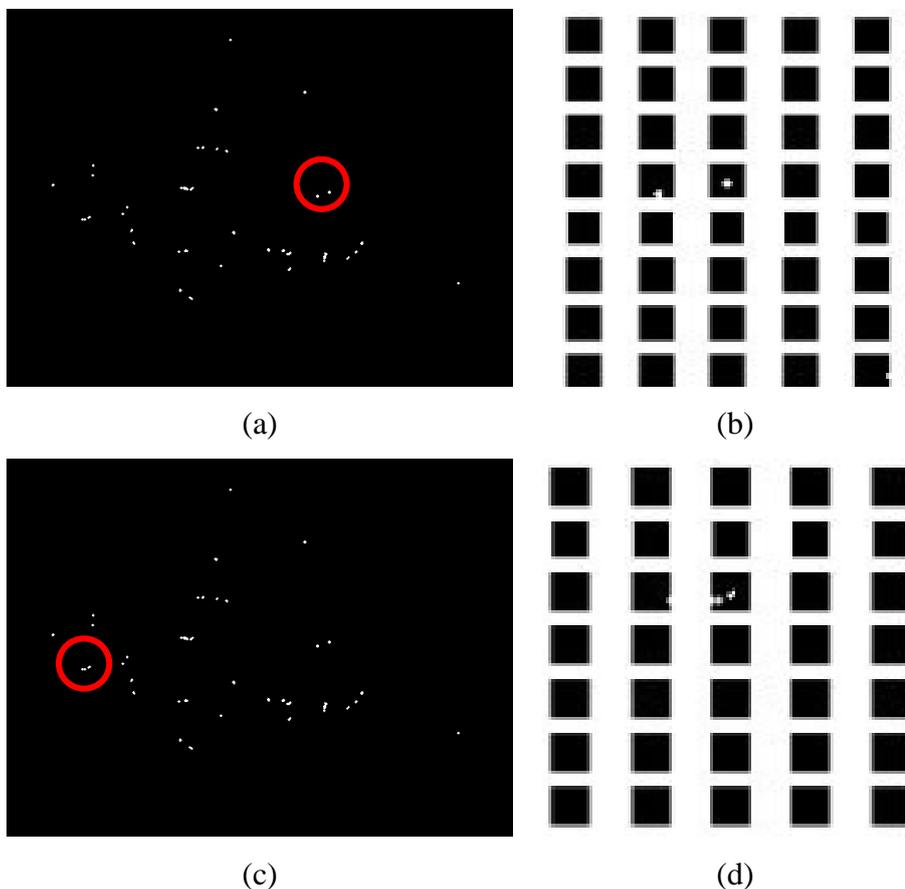
segmentasi atau terdapat banyak sekali kandidat *red small dots* yang diperoleh dimana sisa pemotongan pembuluh darah dianggap sebagai kandidat *red small dots*.



Gambar 4.4 Implementasi tahapan *candidate extraction* (a), (c), (e) *Citra Preprocessing*, (b), (d), (f) *Citra Kandidat Red Small Dots*

Sebelum masuk ke tahap klasifikasi, citra hasil *candidate extraction* dan *preprocessing* dibagi menjadi sub-sub gambar (*patches*) dengan ukuran 16×16

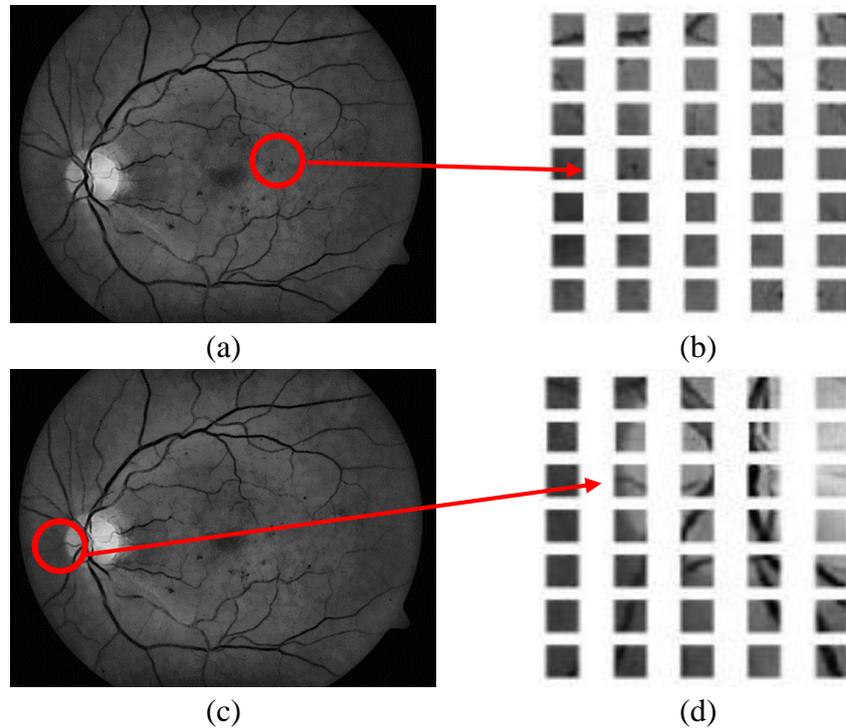
piksel. Ukuran 16×16 dipilih setelah uji coba menggunakan tiga ukuran berbeda, yaitu 12×12 piksel, 16×16 piksel, dan 20×20 piksel. Ukuran *patch* 12×12 piksel terlalu kecil sehingga terdapat banyak kemungkinan *red small dots* terpotong menjadi beberapa *patch* berbeda dan menyulitkan proses selanjutnya. Ukuran *patch* 20×20 terlalu besar sehingga dapat menyebabkan pembuluh darah dan *red small dots* berada pada satu *patch* yang sama. *Patches* dari citra hasil *candidate extraction* dijadikan sebagai acuan untuk memilih *patches* dari citra *preprocessing*. *Patches* yang memiliki *red small dots* kemudian dijadikan sebagai citra *testing* untuk tahap klasifikasi.



Gambar 4.5 Contoh Proses Pembagian Citra Kandidat (a), (c) Citra Kandidat *Red Small Dots*, (b), (d) Contoh *patch* kandidat

Gambar 4.5 dan 4.6 merupakan contoh pembuatan data testing. *Patch* citra kandidat *red small dots* dari proses *candidate extraction* dijadikan sebagai acuan

pemilihan *patch* citra *preprocessing* yang akan dijadikan sebagai data testing untuk proses klasifikasi.

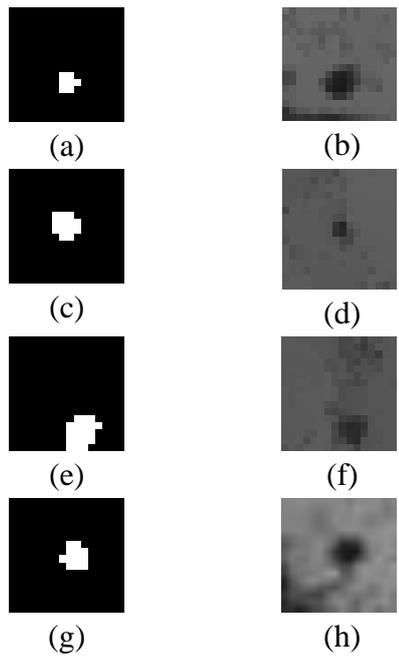


Gambar 4.6 Contoh Proses Pembagian Citra *PreProcessing* (a), (c) Citra *Preprocessing*, (b), (d) Contoh *patch* kandidat sebagai data *testing*

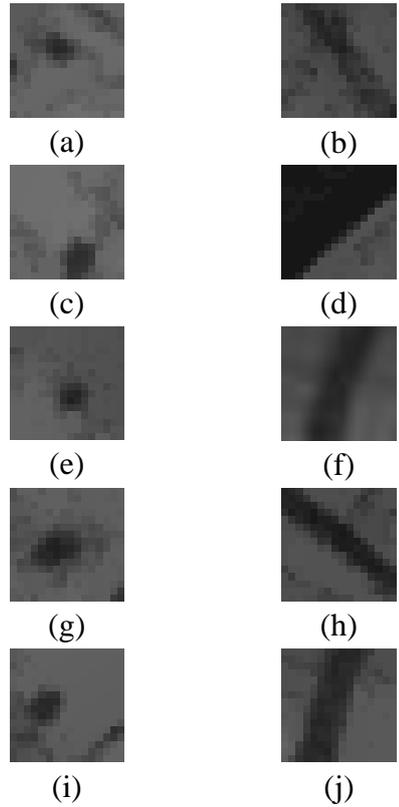
4.3.3 Classification

Terdapat dua proses utama pada tahapan klasifikasi ini yaitu *dictionary construction* dan *classification*. Sebelum masuk ke proses klasifikasi, dibangun dictionary dari *red small dots* dan *non-red small dots* yang akan digunakan untuk tahapan klasifikasi. Sama dengan tahapan pada citra kandidat *red small dots*, citra hasil dari tahap preprocessing dibagi menjadi sub – sub gambar $P_i \in R^{m_1 \times m_2}$, dimana $m_1 = m_2 = 16$ piksel. Hasilnya kemudian direpresentasikan sebagai vector.

Red small dots yang ditandai oleh ahli sebagai *red small dots* dijadikan sebagai acuan memilih *patch* dari citra preprocessing yang akan dijadikan sebagai *training sample red small dots* dan kandidat sisanya dianggap sebagai *training sample non-red small dots*.



Gambar 4.7 Contoh *Patch* Kandidat *Red Small Dot* (a), (c), (e), (g) *Patch Red Small Dots* ditandai ahli, (b), (d), (f), (h) *Patch Red Small Dots* untuk data training

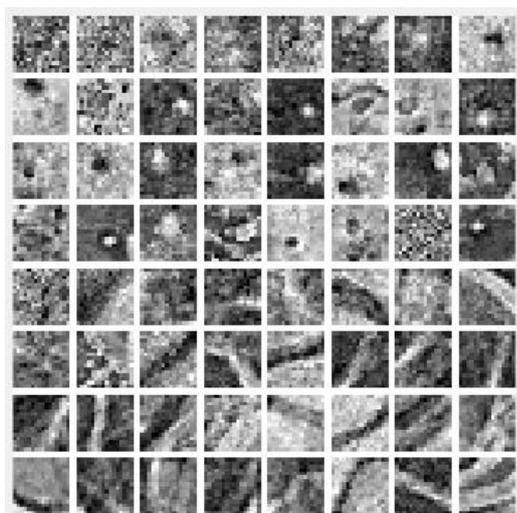


Gambar 4.8 Contoh *Patch* data training (a), (c), (e), (g), (i) *Patch Red Small Dot*, (b), (d), (f), (h), (j) *Patch non Red Small Dot*

Gambar 4.7 (a), (c), (e), (g) merupakan contoh *patch* kandidat *red small dot* ditandai oleh ahli yang digunakan sebagai acuan untuk menentukan *block red small dot* yang akan digunakan sebagai *training sample red small dot* pada tahap klasifikasi seperti yang ditunjukkan pada Gambar 4.7 (b), (d), (f), (h). *Patch* sisanya dijadikan sebagai *training sample non-red small dot*.

Gambar 4.8 (a), (c), (e), (g), (i) merupakan contoh *patch* yang mengandung *red small dot* diambil acuannya dari kandidat *red small dot* yang ditandai oleh ahli seperti yang dapat dilihat pada Gambar 4.7. Gambar 4.8 (b), (d), (f), (h), (j) merupakan contoh *patch* yang mengandung *non-red small dot* diambil acuannya dari *patch* selain kandidat *red small dot* yang ditandai oleh ahli.

Setelah data *training* didapatkan, data tersebut dipelajari dengan *dictionary learning* untuk mendapatkan *learned dictionary* yang dapat merepresentasikan data *training* dengan baik. Gambar 4.9 merupakan contoh *learned dictionary* yang digunakan untuk proses klasifikasi.

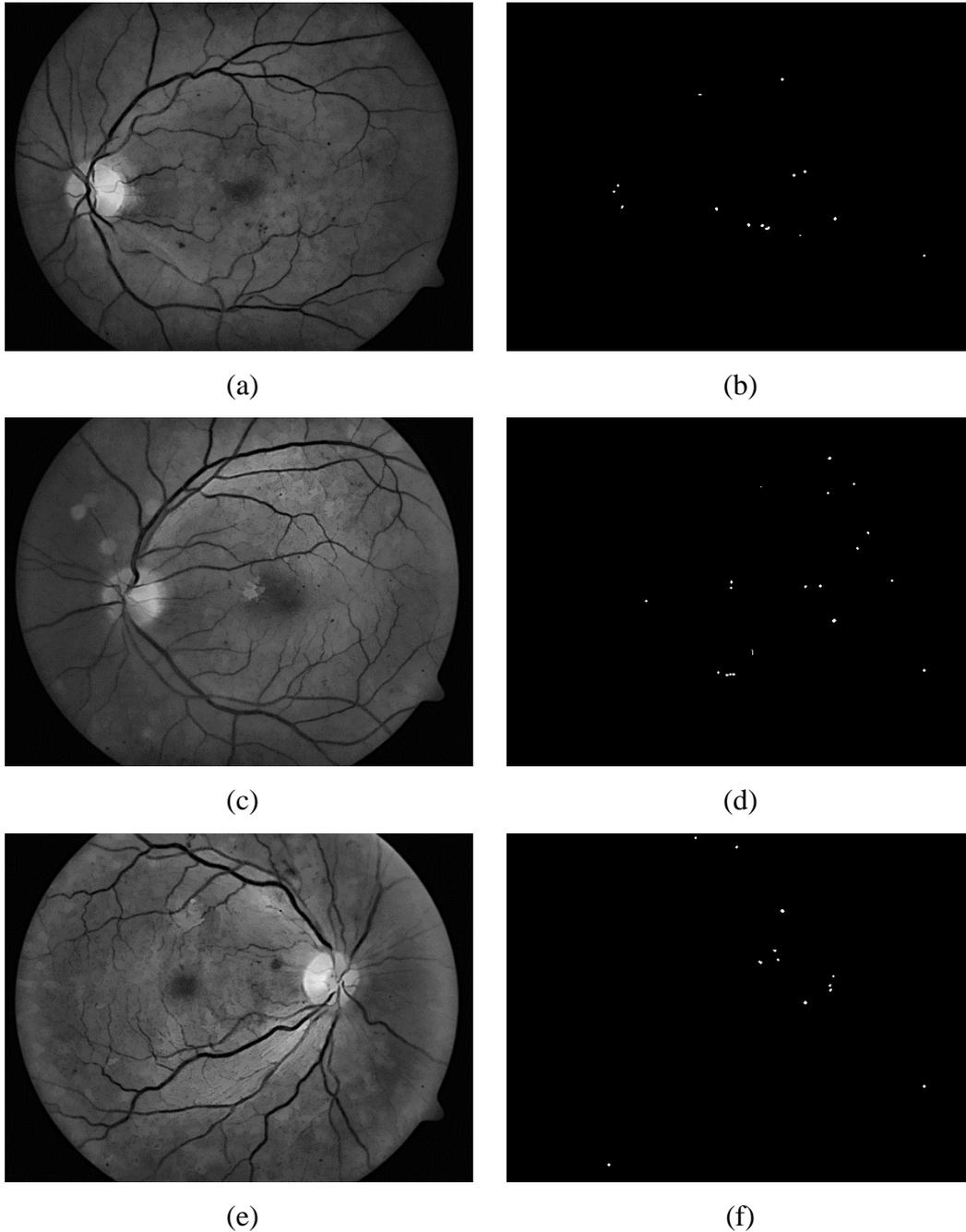


Gambar 4.9 Contoh *learned dictionary*

Setelah didapat hasil klasifikasi *patch red small dots* dan *non-red small dots*, *non-red small dots patches* diganti dengan 0 untuk mendapatkan binary *red small dots map*. Terakhir, *patch* diekstrak kembali menjadi citra utuh.

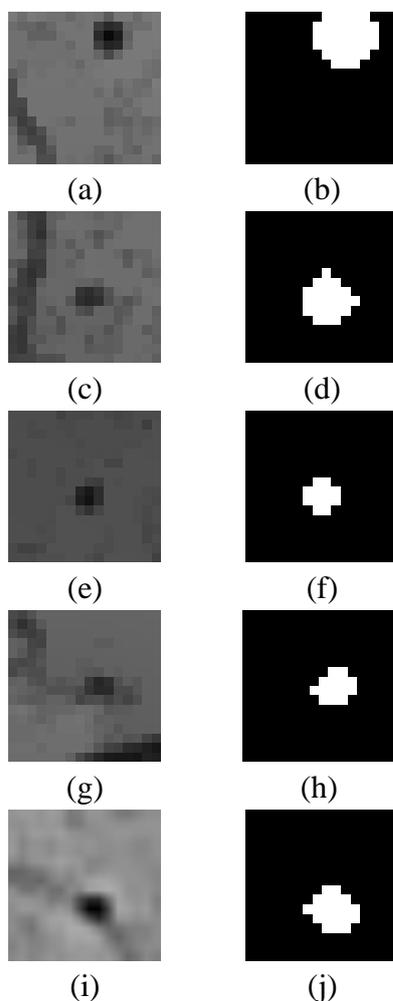
Gambar 4.10 merupakan hasil tahapan penggabungan kembali *patch* menjadi utuh setelah tahap *classification*. Dapat dilihat bahwa hasil dari tahapan *classification* berhasil mendeteksi *patch* pembuluh darah yang dianggap sebagai *red small dots* dari tahapan sebelumnya, namun masih ada beberapa *patch non-red*

small dots yang tersisa dan belum berhasil di hilangkan dikarenakan jumlah yang terlalu banyak dengan bentuk *patch* yang beragam sehingga belum terdeteksi oleh *dictionary* dari data *training* yang telah dibut. *Patch* pembuluh darah yang berhasil dideteksi diubah seluruh pikselnya menjadi 0 kemudian dianggap sebagai background.

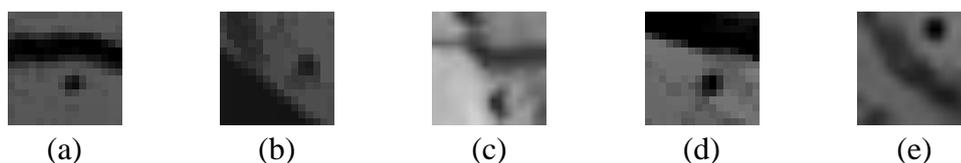


Gambar 4.10 Contoh Hasil Penggabungan *Patch* Setelah Klasifikasi (a), (c), (e) Citra *Preprocessing*, (b),(d),(f) Citra Hasil Penggabungan *Patch*

Gambar 4.11 (a), (c), (e), (g), (i) merupakan contoh kandidat *red small dots* yang terdapat pada citra fundus retina. Gambar 4.11 (b), (d), (f), (h), (j) merupakan contoh kandidat berhasil dideteksi.



Gambar 4.11 Hasil Segmentasi Patch yang Mengandung *Red Small Dots* (a), (c), (e), (g), (i) *Patch Red Small Dots*, (b), (d), (f), (h), (j) Hasil Segmentasi



Gambar 4.12 Contoh *Patch Red Small Dots* yang Tidak Berhasil di Klasifikasi

Gambar 4.12 menunjukkan *patch red small dots* yang tidak berhasil diklasifikasi sebagai *red small dots*. Kegagalan klasifikasi disebabkan karena *red*

small dots berada pada *patch* yang sama dengan pembuluh darah tebal sehingga saat proses klasifikasi *patch* tersebut diklasifikasikan sebagai *patch non-red small dots* (dianggap mengandung pembuluh darah) dan dianggap sebagai *background*.

4.4 Hasil Uji Coba

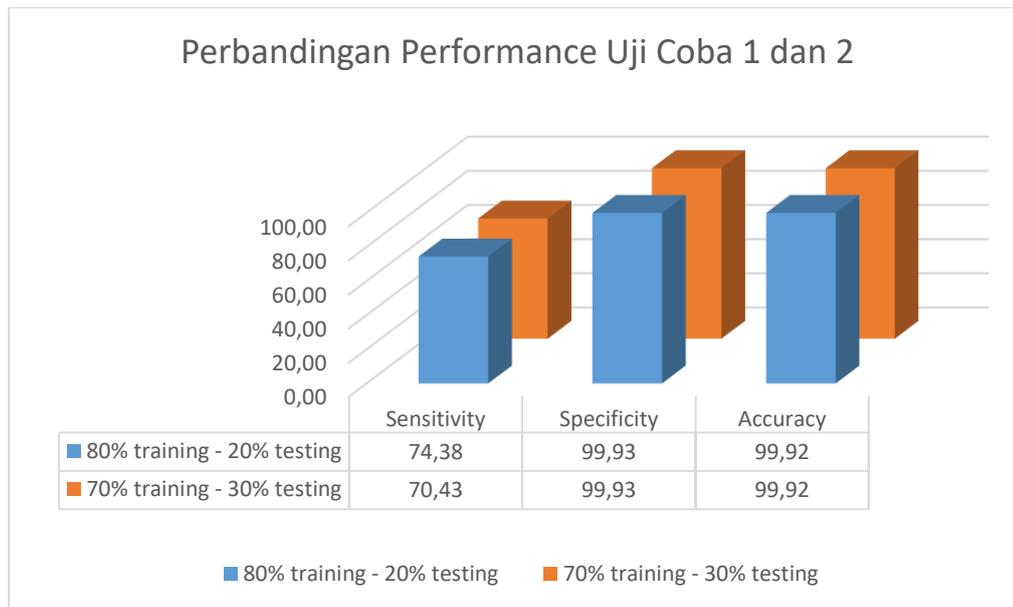
Pada tahapan ini dilakukan analisa hasil penelitian mendeteksi *red small dots* dari citra fundus retina menggunakan *mathematical morphology* dan *dictionary learning*. Evaluasi kinerja dari segmentasi berdasarkan pada kinerja *sensitivity*, *specificity* dan *accuracy*. Dimana hasil dikatakan semakin mendekati *ground truth* jika nilai *sensitivity*, *specificity*, dan *accuracy* semakin mendekati angka seratus persen (100%).

4.4.1 Skenario 1

Skenario 1 adalah uji coba dengan membandingkan hasil deteksi *red small dots* pada citra fundus retina menggunakan metode yang diusulkan dengan pembagian data *training* dan *testing* berbeda. Terdapat dua macam data yang digunakan untuk uji coba.

1. Uji coba pertama menggunakan 70% dataset sebagai data *training* dan 30% dataset sebagai data *testing*.
2. Uji coba kedua menggunakan 80% dataset sebagai data *training* dan 20% dataset sebagai data *testing*.

Gambar 4.13 merupakan perbandingan *sensitivity*, *specificity*, dan *accuracy* dari uji coba 1 menggunakan 70% dataset sebagai data *training*, 30% sebagai data *testing* dan uji coba 2 menggunakan 80% dataset sebagai data *training*, 20% sebagai data *testing*. Uji coba kedua yang menggunakan 80% dataset sebagai data *training* dan 20% dataset sebagai data *testing* memberikan hasil *sensitivity* lebih baik dibandingkan uji coba pertama yang menggunakan 70% dataset sebagai data *training* dan 30% dataset sebagai data *testing* dengan rata – rata nilai *sensitivity* masing – masing 70.43% dan 74.38%.



Gambar 4.13 Perbandingan Performance Uji Coba 1 dan 2

Nilai *accuracy* kedua uji coba sebesar 99.92% sedangkan untuk nilai *specificity* kedua uji coba memiliki nilai sebesar 99.9%. Hasil *sensitivity*, *specificity*, dan *accuracy* dari uji coba 1 dan uji coba 2 menunjukkan bahwa semakin banyak data *training* yang digunakan semakin baik dilihat dari perbedaan nilai *sensitivity* sebesar 3.95%.

4.4.2 Skenario 2

Skenario uji coba kedua adalah uji coba dengan melakukan pemilihan parameter *weight* yang berperan sebagai parameter penyeimbang pada tahap klasifikasi dengan percobaan menggunakan empat nilai parameter berbeda, yaitu 0.5, 0.75, 1, dan 1.25.

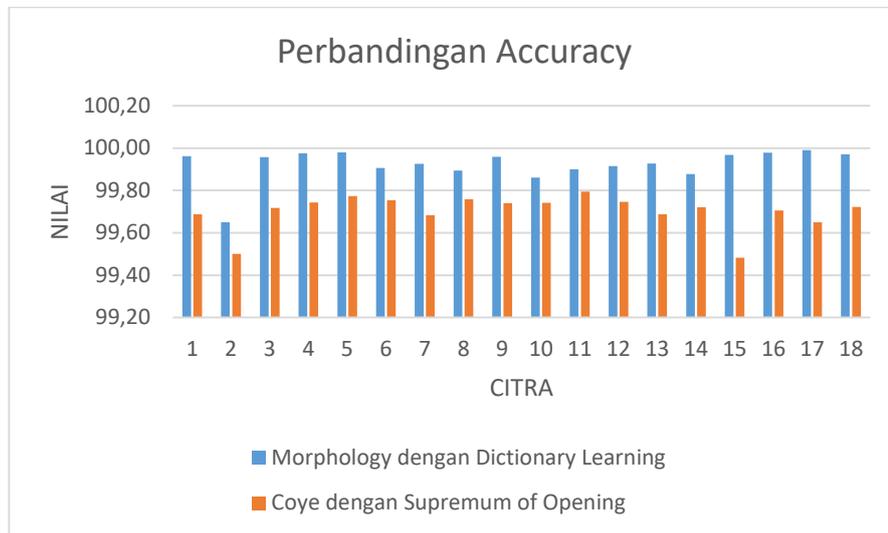
Tabel 4.1 Hasil Uji Coba dengan Nilai Parameter *Weight* Berbeda

Weight	Sensitivity (%)	Specificity (%)	Accuracy (%)
0.5	67.33	99.90	99.91
0.75	69.09	99.92	99.92
1	74.38	99.93	99.92
1.25	66.61	99.91	99.90

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa nilai parameter *weight* terbaik adalah 1 dengan nilai *sensitivity*, *specificity*, dan *accuracy* paling baik dibandingkan tiga nilai lainnya, yaitu 74.38%, 99.93%, dan 99.92% masing – masing.

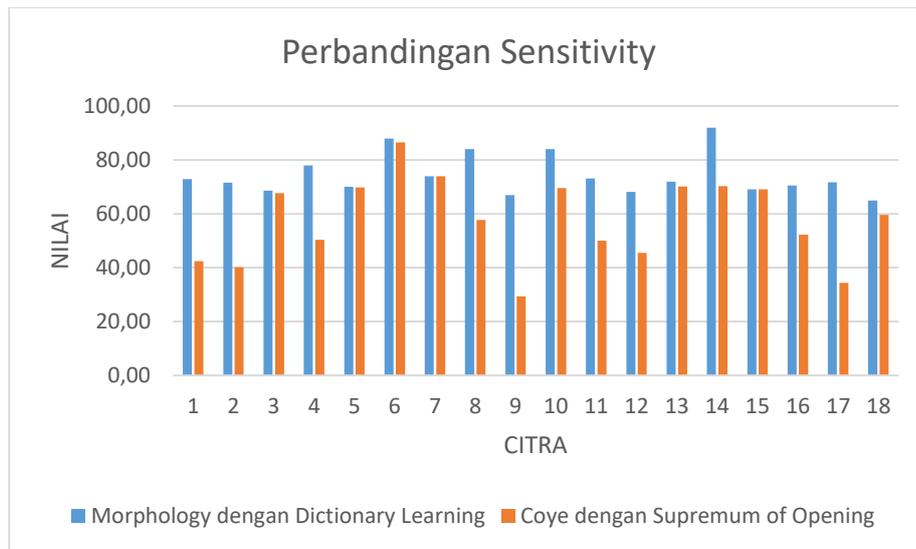
4.4.3 Skenario 3

Hasil performa metode usulan juga dibandingkan dengan beberapa metode lain. Metode yang dijadikan pembanding adalah *Tyler Coye algorithm* dengan *Supremum of Opening* (Riza & Tjandrasa, 2018), dan *Mathematical Morphology* dengan *Support Vector Machine* (Saraswati et al., 2016) menggunakan dataset DiaretDb1.



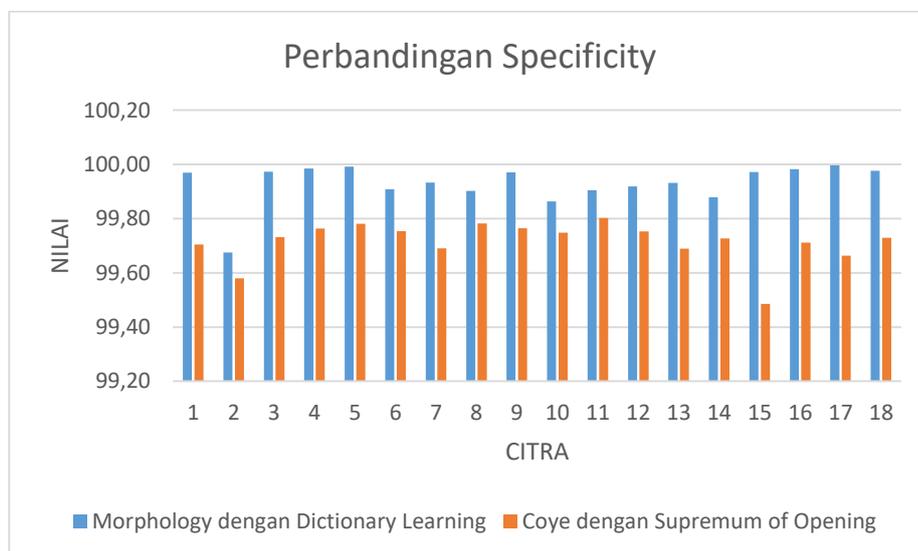
Gambar 4.14 Perbandingan Accuracy

Hasil *accuracy* pada Gambar 4.14 merupakan perbandingan nilai *accuracy* masing – masing citra testing menggunakan *Mathematical Morphology* dan *Dictionary Learning* dengan *Coye* dan *Supremum of Opening*. Metode *Mathematical Morphology* dan *Dictionary Learning* memiliki rata – rata nilai *accuracy* sebesar 99.92% dan metode *Coye* dan *Supremum of Opening* memiliki rata – rata nilai *accuracy* sebesar 99.70%.



Gambar 4.15 Perbandingan Hasil *Sensitivity*

Hasil *sensitivity* pada Gambar 4.15 merupakan perbandingan nilai *sensitivity* masing – masing citra testing menggunakan *Mathematical Morphology* dan *Dictionary Learning* dengan *Coye* dan *Supremum of Opening* dengan rata – rata nilai *sensitivity* masing-masing 74.38% dan 57.70%.



Gambar 4.16 Perbandingan Hasil *Specificity*

Hasil *specificity* pada Gambar 4.16 merupakan perbandingan nilai *specificity* masing – masing citra testing menggunakan *Mathematical Morphology* dan *Dictionary Learning* dengan *Coye* dan *Supremum of Opening*. Metode

Mathematical Morphology dan *Dictionary Learning* memiliki rata – rata nilai *specificity* sebesar 99.93% dan metode *Coye* dan *Supremum of Opening* memiliki rata – rata nilai *specificity* sebesar 99.72%.

Tabel 4.2 Perbandingan Rata – rata *Accuracy* Dengan Beberapa Metode

Metode	Accuracy
<i>Mathematical Morphology</i> dengan <i>Dictionary Learning</i>	99,92
<i>Tyler Coye</i> dengan <i>Supremum of Opening</i>	99,7
<i>Mathematical Morphology</i> dengan SVM	65,18

Tabel 4.2 merupakan perbandingan rata – rata nilai *accuracy* menggunakan *Mathematical Morphology* dengan *Dictionary Learning*, *Coye* dengan *Supremum of Opening*, dan SVM dengan nilai rata – rata *accuracy* masing – masing sebesar 99,92%, 99,71%, dan 65,18%.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Ekstraksi kandidat *red small dots* dapat dilakukan menggunakan metode *mathematical morphology* dengan menggunakan green channel dari citra fundus retina.
2. Deteksi *red small dots* dapat dilakukan menggunakan *dictionary learning* dengan mengklasifikasi hasil dari *candidate extraction*. Performa terbaik ditunjukkan oleh uji coba ke 2 menggunakan 80% data sebagai training dan 20% data sebagai testing dengan nilai rata – rata *accuracy*, *sensitivity*, dan *specificity* masing – masing 99,92%, 74,38%, dan 99,93%.
3. Deteksi *red small dots* menggunakan *Mathematical Morphology* dan *dictionary learning* memberikan performa lebih baik dibandingkan dengan metode *Tyler Coye algorithm* dan *Supremum of Opening* dengan perbandingan nilai *sensitivity* sebesar 74.38% dan 57.70%.

5.2 Saran

1. Perlu dilakukan pengembangan metode yang dapat mensegmentasi pembuluh darah lebih optimal, sehingga tidak meninggalkan sisa penghapusan pembuluh darah yang dianggap sebagai *red small dots*.
2. Perlu dilakukan pengembangan metode pemotongan citra menjadi *patch* yang lebih baik, sehingga *red small dots* yang berada dekat dengan pembuluh darah tidak berada dalam satu *patch* yang sama sehingga beresiko dianggap sebagai *patch non-red small dots* selama proses klasifikasi

[Halaman ini sengaja dikosongkan]

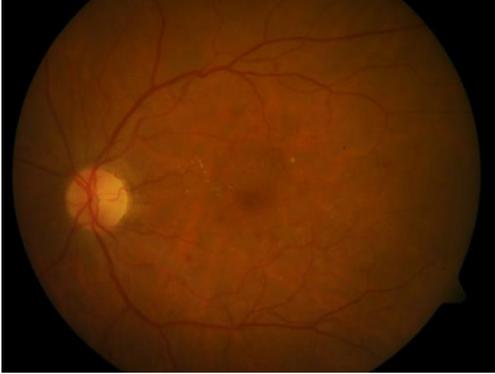
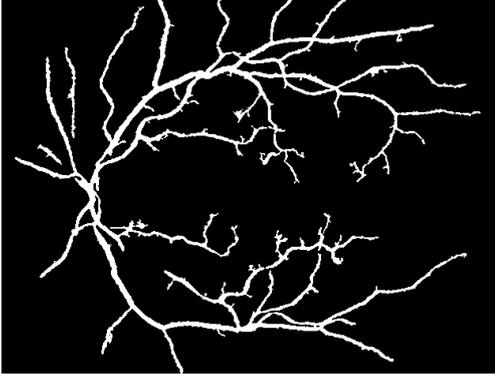
DAFTAR PUSTAKA

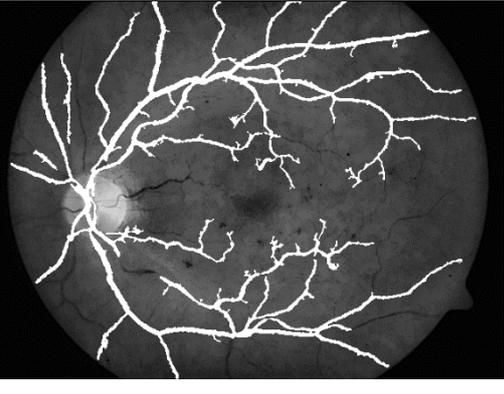
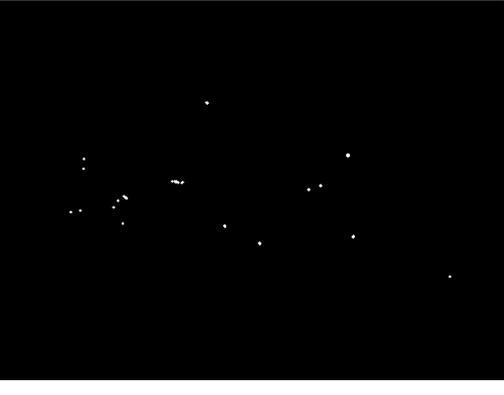
- Akram, M. U., Khalid, S., & Khan, S. A. (2013). Identification and classification of microaneurysms for early detection of diabetic retinopathy. *Pattern Recognition*, 46(1), 107–116. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2012.07.002>
- David. (2011). Evaluation: From Precision, Recall and F-Factor to ROC, Informedness, Markedness & Correlation. *Journal of Machine Learning Technologies*, 2 (1), 37–63.
- Forrester, J. V. (1997). a Fully Automated Comparative. *Royal College of Ophthalmologists*, 11, 622–628.
- Frame, A. J., Undrill, P. E., Cree, M. J., Olson, J. A., McHardy, K. C., Sharp, P. F., & Forrester, J. V. (1998). A comparison of computer based classification methods applied to the detection of microaneurysms in ophthalmic fluorescein angiograms. *Computers in Biology and Medicine*, 28(3), 225–238. [https://doi.org/10.1016/S0010-4825\(98\)00011-0](https://doi.org/10.1016/S0010-4825(98)00011-0)
- Fraz, M. M., Remagnino, P., Hoppe, A., Uyyanonvara, B., Rudnicka, A. R., Owen, C. G., & Barman, S. A. (2012). Blood vessel segmentation methodologies in retinal images - A survey. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 108(1), 407–433. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2012.03.009>
- Javidi, M., Pourreza, H. R., & Harati, A. (2017). Vessel segmentation and microaneurysm detection using discriminative dictionary learning and sparse representation. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 139, 93–108. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2016.10.015>
- Riza, O. S., & Tjandrasa, H. (2018). Red Small Dot Segmentation for Early Warning of Diabetic Retinopathy. Mathematics, Informatics, Science and Education International Conference (MISEIC).
- Saraswati, S., Tjandrasa, H., & Amaliah, B. (2016). *Deteksi mikroaneurisma pada citra fundus retina mata retinopati diabetes*. Institut Teknologi Sepuluh Nopember.
- Spencer, T., Olson, J. A., McHardy, K. C., Sharp, P. F., & Forrester, J. V. (1996). An image-processing strategy for the segmentation and quantification of

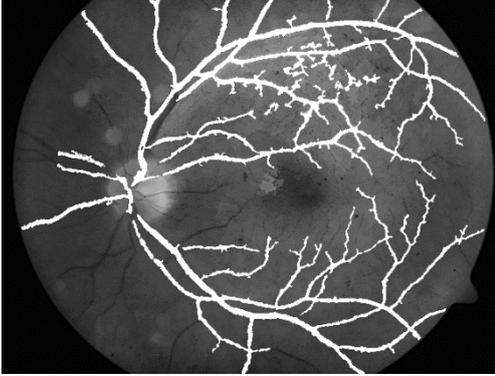
- microaneurysms in fluorescein angiograms of the ocular fundus. *Computers and Biomedical Research*, 29(4), 284–302. <https://doi.org/10.1006/cbmr.1996.0021>
- Srivastava, R., Wong, D. W. K., Duan, L., Liu, J., & Wong, T. Y. (2015). Red lesion detection in retinal fundus images using Frangi-based filters. *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS, 2015–Novem*, 5663–5666. <https://doi.org/10.1109/EMBC.2015.7319677>
- Vujosevic, S., & Midená, E. (2013). Retinal layers changes in human preclinical and early clinical diabetic retinopathy support early retinal neuronal and müller cells alterations. *Journal of Diabetes Research*, 2013. <https://doi.org/10.1155/2013/905058>
- Xu, Y., Li, Z., Yang, J., & Zhang, D. (2017). A Survey of Dictionary Learning Algorithms for Face Recognition. *IEEE Access*, 5, 8502–8514. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2695239>
- Yang, M., Zhang, L., Feng, X., & Zhang, D. (2014). Sparse representation based fisher discrimination dictionary learning for image classification. *International Journal of Computer Vision*, 109(3), 209–232. <https://doi.org/10.1007/s11263-014-0722-8>
- Zhou, P., Fang, C., Lin, Z., Zhang, C., & Chang, E. Y. (2018). Dictionary learning with structured noise. *Neurocomputing*, 273, 414–423. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.07.041>
- Zhou, T., Liu, F., Bhaskar, H., Yang, J., Zhang, H., & Cai, P. (2018). Online discriminative dictionary learning for robust object tracking. *Neurocomputing*, 275, 1801–1812. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2017.10.019>

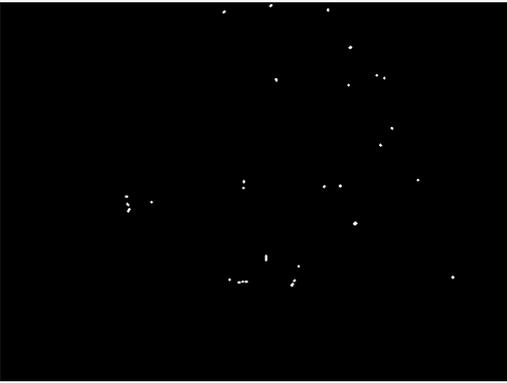
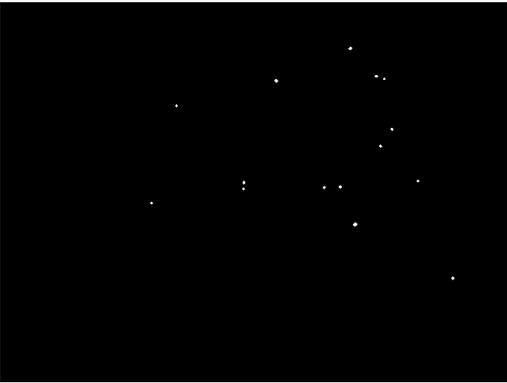
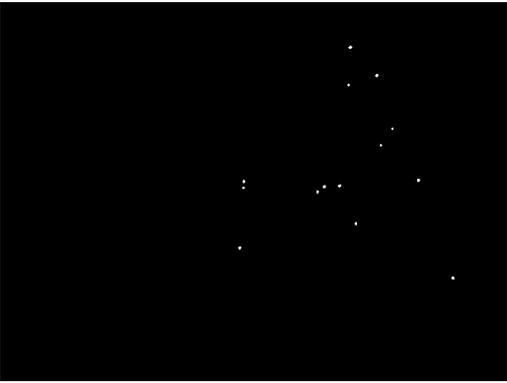
LAMPIRAN 1

Contoh hasil *output* dari tiap tahapan metode usulan

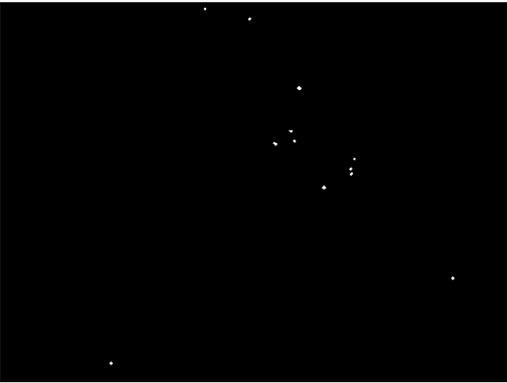
Tahapan	Output
Original Image	
Preprocessing	
Deteksi Pembuluh Darah	

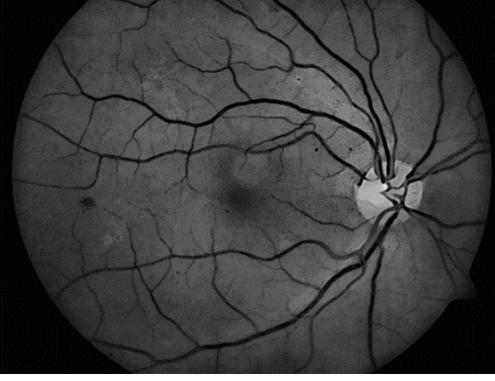
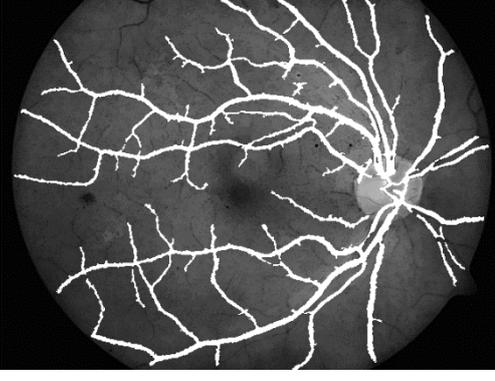
Eliminasi Pembuluh Darah		
Kandidat <i>Red Small Dots</i>		
Klasifikasi		
<i>Ground truth</i>		

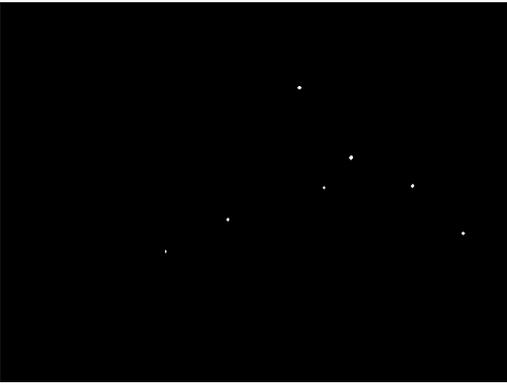
Tahapan	Output
Original Image	
Preprocessing	
Deteksi Pembuluh Darah	
Eliminasi Pembuluh Darah	

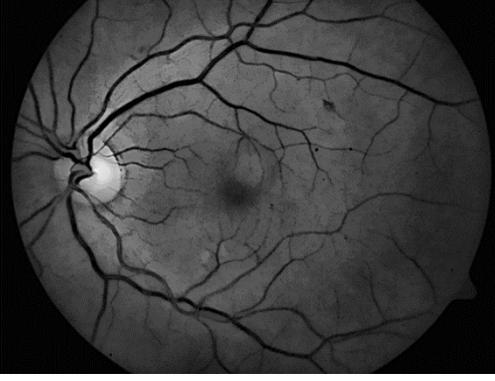
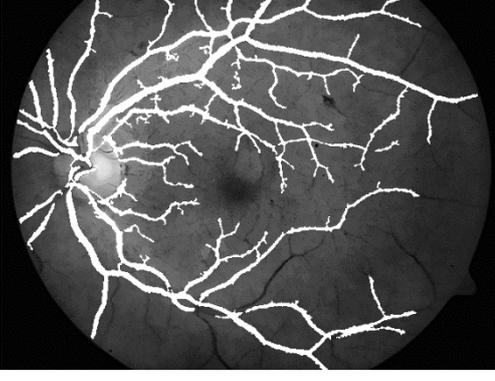
Kandidat <i>Red Small Dots</i>	
Klasifikasi	
<i>Ground truth</i>	

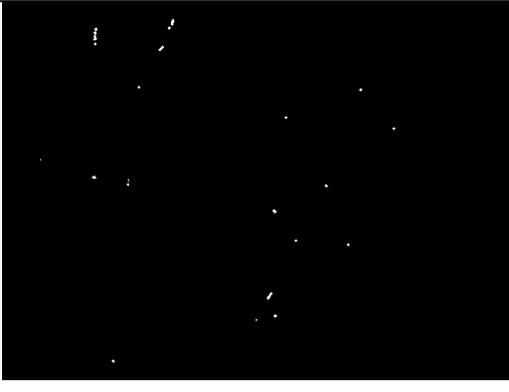
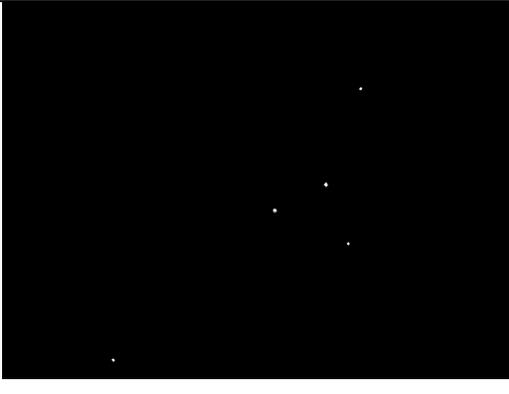
Tahapan	Output
Original Image	
Preprocessing	
Deteksi Pembuluh Darah	
Eliminasi Pembuluh Darah	

Kandidat <i>Red Small Dots</i>		
Klasifikasi		
<i>Ground truth</i>		

Tahapan	Output
Original Image	
Preprocessing	
Deteksi Pembuluh Darah	
Eliminasi Pembuluh Darah	

Kandidat <i>Red Small Dots</i>	
Klasifikasi	
<i>Ground truth</i>	

Tahapan	Output
Original Image	
Preprocessing	
Deteksi Pembuluh Darah	
Eliminasi Pembuluh Darah	

Kandidat <i>Red Small Dots</i>		
Klasifikasi		
<i>Ground truth</i>		

BIOGRAFI PENULIS



Ozzy Secio Riza. Anak pertama dari dua bersaudara, lahir 12 Oktober 1993 di Kota Padang dari pasangan Drs. M. Nasir, M.Pd dan Dra. Eni Friza. Mulai menjejak dunia pendidikan formal di TK Dharma Wanita UNP (1998), SDN 25 Padang (1999), SMPN 12 Padang (2005 – 2008), SMAN 2 Padang (2008 – 2011), dan tahun 2011 terdaftar sebagai mahasiswa Pendidikan Teknik Informatika dan Komputer, Jurusan Teknik Elektronika, Fakultas Teknik, Universitas Negeri Padang. Kemudian, penulis melanjutkan pendidikan S2 Jurusan Teknik Informatika di Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya pada tahun 2016. Penulis dapat dihubungi melalui email: ozzysecio@gmail.com.